



Détection de la présence humaine et évaluation de la qualité du sommeil en établissement d'hébergement pour personnes âgées dépendantes (EHPAD)

Toufik Guettari

► To cite this version:

Toufik Guettari. Détection de la présence humaine et évaluation de la qualité du sommeil en établissement d'hébergement pour personnes âgées dépendantes (EHPAD). Electronique. Institut National des Télécommunications, 2014. Français. NNT : 2014TELE0030 . tel-01239845

HAL Id: tel-01239845

<https://theses.hal.science/tel-01239845>

Submitted on 8 Dec 2015

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



**DOCTORAT EN CO-ACCREDITATION
TELECOM SUDPARIS ET UNIVERSITE D'EVRY VAL D'ESSONNE**

Spécialité : Informatique

Ecole doctorale : Sciences et Ingénierie

**Présentée par
M. Toufik GUETTARI**

**Pour obtenir le grade de
DOCTEUR DE TELECOM SUDPARIS**

**Détection de la présence humaine et évaluation de la qualité du sommeil en établissement
d'hébergement pour personnes âgées dépendantes (EHPAD)**

Soutenue le 15 décembre 2014

Devant le jury composé de :

Directeur de thèse

M. Jérôme BOUDY	Professeur	Télécom SudParis
-----------------	------------	------------------

Rapporteurs

M. Jacques Demongeot	Professeur	Université Joseph Fourier de Grenoble
M. Nacim Ramdani	Professeur	Université d'Orléans

Examineurs

M. Etienne Colle	Professeur	Université d'Evry Val d'Essonne
M. Michel Baer	Médecin	SAMU 92 - Hôpital R. Poincaré Garches
M. Dan Istrate	Professeur	Université Technologique de Compiègne
M. Badr-Eddine BENKELFAT	Professeur	Télécom SudParis

Encadrant

M. Pascal Doré	Responsable de Recherche Technologique	Legrand -Limoges
----------------	--	------------------

Thèse n° 2014TELE0030

Sommaire

Figures.....	9
Tableaux.....	13
Résumé.....	14
Abstract.....	15
Chapitre 1 - Introduction.....	17
1.1 Introduction générale.....	18
1.2 Contexte général.....	21
1.3 Objectifs de la thèse.....	24
1.4 Apports de la thèse.....	24
Bibliographie.....	26
Chapitre 2 -Le contexte de la thèse.....	30
Section 1 : Systèmes de supervision.....	31
2.1 Les différentes technologies existantes pour l'assistance à l'autonomie des personnes âgées	31
2.1.1 Système porté par la personne (système arboré).....	32
<i>Le projet EPI-MEDICS</i>	32
<i>Le projet Parachute</i>	33
Inconvénient de ce système porté par la personne.....	36
2.1.2 Systèmes mobiles.....	36
Inconvénient des systèmes mobiles.....	36
Système intégrée dans le lieu de vie de la personne.....	37
2.2 Synthèse.....	37
Catégories des systèmes de supervisions.....	38
Section 2 : La supervision à domicile.....	41
2.3 Les systèmes de détection des comportements anormaux.....	41
L'état de l'art.....	41
2.4 L'appartement prototype de GIS MADONAH.....	43
2.4.1 L'installation.....	44
2.5 Le système PERvision.....	46
2.5.1 Plateforme d'acquisition : Application web.....	46
2.5.2 Le processus d'acquisition.....	47
2.5.3 La base de données.....	47
2.5.4 Le serveur Web.....	48
2.5.5 L'interface Web.....	48
2.5.6 Le Système d'exploitation.....	48
2.5.7 L'architecture matérielle.....	48

2.5.8	Caractéristiques des capteurs infrarouges.....	49
2. 6	Système d'aide à la décision.....	49
2. 6.1	Module de prétraitement des données	50
2. 6.2	Module et Méthodes proposées : Le module de filtrage des données	52
2. 6.3	Module de décision, classification, fusion et génération des rapports.....	55
Section 3 : La supervision dans les établissements (EHPAD)		59
2. 7	La supervision en EHPAD : automatismes et produits commerciaux utilisés pour la prévention de la chute.....	59
2. 7.1	Technologies des produits LEGRAND : Le chemin lumineux	60
2. 7.2	Système appel infirmière.....	61
Section 4 : Notre approche de la supervision		63
2. 8	Description des deux chambres équipées dans la maison de retraite d'Ambazac	63
2. 8.1	Installation des capteurs	65
2.9	Le corpus de données	68
2.9.1	Annotation (Base de données multi-modale)	70
2.9.2	La « fusion manuelle » permet de reconstituer l'activité journalière du résident.....	71
2.9.3	Une journée type du résident de la chambre 'Ch101'	71
2.10	Détection de la présence humaine dans la chambre de l'EHPAD.....	72
2.10.1	Estimation du taux d'agitation à partir des données produites par les capteurs pyro-électriques.....	72
2.10.2	La classification automatique	74
2.10.3	La méthode des K-moyennes conditionnées	75
2.11	Conclusions	76
2.12	Bibliographie.....	77
Chapitre 3 - Capteur d'alitement		81
3.1	Introduction	82
3.2	Objectif du capteur d'alitement.....	82
3.3	Détecteurs thermiques	83
3.3.1	Rayonnement électromagnétique d'origine thermique.....	83
3.3.2	Loi de Wien	83
3.3.3	L'effet Seebeck.....	84
3.3.4	Thermocouple.....	85
3.4	Montage du capteur de détection de présence dans le lit	86
3.4.1	Positionnement de la thermopile	87
3.4.2	Effet de l'installation électrique sur la température mesurée par la thermopile	89
3.4.3	Choix du capteur à base de thermopile le mieux adapté	89
3.5	Conclusions	92

3.6	Bibliographies	92
Chapitre 4 - Détection de présence et d'absence du lit.....		93
Section 1 : Méthodes de traitement du signal pour les signaux thermiques.....		94
4.1	Etat de l'art sur les méthodes de filtrage du signal.....	94
4.1.1	Réduction du bruit de mesure.....	95
4.1.2	Détection de ruptures.....	95
4.2	Algorithmes de filtrage mis en œuvre pour le prétraitement des signaux issus du capteur de présence.....	96
4.2.1	Le corpus	96
4.2.2	Prétraitement du signal effectué au niveau de la thermopile.....	98
4.2.3	Elimination des données aberrantes par application du Filtre Médian.....	98
4.2.4	Différentiel de température ambiante et cible après filtrage médian conditionné.....	101
4.2.5	Détection de mouvement par combinaison du filtre médian conditionné et du calcul du différentiel de températures cible-ambiant.....	103
4.2.6	La condition établie avec un seuil empirique	104
4.2.7	Détection de Présence.....	105
4.3	Les Ondelettes	107
4.3.1	Introduction	107
4.3.2	Les Ondelettes	107
4.3.3	Représentation temps-fréquence (la transformée en ondelettes).....	107
4.3.4	Utilisation des ondelettes.....	107
4.3.5	Choix des ondelettes.....	108
4.3.6	Détection de ruptures par ondelettes	110
4.3.7	Les coefficients des ondelettes	113
4.3.8	Le filtrage du signal.....	117
Section 2 : Modélisation.....		119
4.4	Modélisation des séries temporelles longues.....	119
4.4.1	Présentation du processus.....	119
4.4.2	La modélisation du processus.....	119
4.4.3	Les facteurs d'entrée du système sont de deux types.....	119
4.4.4	Modélisation d'un processus physique.....	119
4.4.5	Catégorisation des modèles	120
4.4.6	La construction du modèle nécessite les trois éléments suivants	120
4.4.7	La régression	120
4.5	Le processus physique.....	120
4.6	Analyse des données thermiques générées par le capteur d'alimentation.....	121
4.7	Détection de mouvements du résident.....	122

4.8	Détection du coucher et du lever	124
4.8.1	La segmentation du signal	124
4.9	Le modèle ARMA	125
4.9.1	Introduction	125
4.9.2	Les étapes d'élaboration du modèle ARMA	127
4.10	Les K-moyennes	135
4.11	Règle des Plus Proches Voisins	137
4.12	Réseaux de neurones	143
4.12.1	Architecture du réseau de neurones	143
4.12.2	Utilisation d'un réseau de neurones pour classifier le lever de la personne.	146
4.12.3	Préparation de la base de données et extraction des descripteurs nécessaires	146
4.12.4	Extraction de paramètres pour la classification : la méthode SAX	146
4.12.5	La Base de données	149
4.12.6	L'architecture du réseau de neurones	150
4.13	Bibliographie	151
Chapitre 5 -Qualité du sommeil		155
5.1	Introduction	156
5.2	Etat de l'art sur les systèmes d'évaluation de la qualité du sommeil	158
5.2.1	Approches subjectives d'évaluation de la qualité du sommeil	159
<i>Indice de la qualité du sommeil de Pittsburgh (PSQI)</i>		159
5.2.2	Appareillages Professionnels : solutions commerciales pour la mesure de la qualité du sommeil	160
5.2.3	Appareillage grand public	161
<i>Système Actigraphie</i>		161
<i>Système Withings</i>		161
<i>Système IntelClinic</i>		162
<i>Système Beddit</i>		162
<i>Système Remee et Aurora</i>		163
<i>Système Medica</i>		163
<i>Système Newborn Baby</i>		163
5.3	Choix d'un capteur à base de thermopile fixé à distance du patient	163
5.4	Nouvelle approche d'évaluation de la qualité du sommeil fondée sur un mono-capteur d'alitement	164
5.5	Exploration d'algorithmes avec une base de données "non-labélisée" de sommeil	166
5.6	Choix de la représentation des observations	168
5.7	Clustering avec les cartes de Kohonen	169
5.7.1	Visualisation de la carte auto-organisatrice obtenue par l'apprentissage	172

5.7.2	Représentation des composantes de la carte.....	172
5.7.3	Représentation de la carte par U-Matrice	173
5.7.4	Apprentissage de la carte.....	173
5.7.5	Différentiation des clusters sur la carte	175
5.7.6	Interprétation de la représentation des composantes de la carte.....	176
5.8	Enregistrement des données étiquetées par le Polysomnographe.....	178
5.8.1	Intégration du capteur d'alitement dans l'installation électrique de la chambre neurologique.....	178
5.8.2	Données thermiques enregistrées par le capteur d'alitement au CHU de Limoges.....	179
5.8.3	Analyse visuelle.....	180
5.8.4	Interprétation	181
5.8.5	Traitement conjoint des données par l'algorithme SAX et de le calcul de l'estimateur de variance	181
5.9	Polysomnographie	182
	Hypnogramme	183
5.10	Conclusion.....	189
5.11	Bibliographie.....	Erreur ! Signet non défini. 191
Chapitre 6 -Conclusions et perspectives.....		192
6.1	Conclusions	193
6.2	Perspectives	194
Liste des publications et de brevets.....		196
Annexes outils mathématiques.....		198
Annexe 1 : L'urne de polya pour élaborer un modèle de persistance		198
Annexe 2 : Chaines de Markov du 1 ^{er} ordre pour élaborer un modèle de persistance		200
Annexe 3 La méthode des K-moyennes.....		201
La méthode des K-moyennes		201
L'Algorithme K-moyennes		202
Annexe4 Les Ondelettes.....		204
La transformée en ondelettes continues		204
La transformée en ondelettes discrète		204
Annexe 5 Le modèle ARMA.....		206
Les Modèles ARMA		206
Le modèle AR		206
Le modèle MA.....		206
Méthodes d'estimation des paramètres AR.....		207
La méthode Yule-Walker		207
La méthode de Burg		208

La méthode de covariance	208
La méthode de covariance modifiée.....	208
Méthodes d'estimations des paramètres MA	208
Annexe 6 Les réseaux de neurones	209
Perceptron multi couches MLP	209
Apprentissage des réseaux de neurones	210
Apprentissage supervisé	210
L'algorithme de rétro propagation	210
L'algorithme de RPROP (Rétro propagation résiliente).....	212
L'algorithme de Levenberg–Marquardt	212
Les fonctions d'activation	213
La fonction sigmoïde.....	213
La fonction tangente hyperbolique.....	213
La fonction gaussienne	214
La fonction de base radiale.....	214
Annexe 7 Les cartes auto-organisatrices	216
Interprétation de l'ordre Topologique	216
Algorithme d'apprentissage des cartes auto-organisatrices.....	217
L'architecture des cartes topologiques	220
Carte auto-organisatrice probabiliste.....	220
Le Modèle probabiliste.....	221

Figures

Figure 1 -Les trois dernières phases de la vie d'une personne âgée (Jacques Duchène).....	20
Figure 2 -Granularité des données.....	21
Figure 3 -Nombre de personnes âgées en France.....	22
Figure 4 -Les personnes de plus de 65 ans en 2030.....	22
Figure 5 -Les personnes de plus de 80 ans en 2030.....	22
Figure 6 -Les accidents à domicile.....	23
Figure 7 -Les différents risques domestiques potentiels.....	23
Figure 8 -Le PEM.....	33
Figure 9-Semelles baropodométriques.....	34
Figure 10-La montre Vivago et l'interface du logiciel VISTA.....	35
Figure 11- Le patch de prévention FALLSAVER.....	36
Figure 12- Les modèles de monitoring & la classification hardware et software.....	38
Figure 13- Evolution des systèmes pour l'assistance à l'autonomie.....	43
Figure 14- La maison témoin à Bourges.....	44
Figure 15-Installation des capteurs de mouvements.....	45
Figure 16- Schéma général de la plateforme PERvision.....	47
Figure 17- L'architecture matérielle minimale pour la plateforme PERvision.....	48
Figure 18- Les trois modules de système décisionnel.....	50
Figure 19- Suivi des perturbations de connexions de la plateforme PERvision.....	51
Figure 20 - Suivi des perturbations de connexions de la plateforme PERvision.....	52
Figure 21- La matrice de transition adaptée afin de filtrer les données produites dans l'appartement pilot de GIS MADONAH.....	53
Figure 22-Matrice de transition adaptée mais à affiner les valeurs des probabilités afin de filtrer les données produites dans l'appartement pilot de GIS MADONAH.....	54
Figure 23-Schéma général d'un système de décision.....	55
Figure 24-Interface web qui montre le taux d'agitation par jour.....	56
Figure 25 -Page web montre la courbe du taux d'agitation par heure et le taux d'agitation par pièce.....	56
Figure 26-Page web montre le taux de mouvement par heure dans chacune des pièces.....	57
Figure 27 -Superviseur de l'actimétrie.....	60
Figure 28 -Chemin lumineux.....	60
Figure 29-Chemin lumineux et les capteurs infrarouges.....	60
Figure 30-Supervision des paramètres de l'environnement.....	61
Figure 31-Système appelle infirmière.....	62
Figure 32 -Installation électrique.....	62
Figure 33 -Plan du premier étage de la maison de retraite d'Ambazac.....	63
Figure 34 -Configuration CH 101.....	64
Figure 35 -Chambre à coucher.....	64
Figure 36 -Salle d'eau.....	64
Figure 37 -Local technique.....	65
Figure 38 -Positionnement des capteurs infrarouges dans une chambre pilot dans l'EHPAD d'Ambazac.....	65
Figure 39 -Installation de capteur de mouvement 'Lit haut' et le capteur 'Lit gauche'.....	66
Figure 40 -Cinq capteurs infrarouges installés dans la chambre 'Ch101'.....	66
Figure 41 - 'Ambulatogramme' des données enregistrées dans la chambre "Ch101" pendant la journée de 27 Avril 2013.....	68
Figure 42 -Changement de positionnement du capteur SAS.....	69
Figure 43 - 'Ambulatogramme' de la chambre "Ch101" le 29 Mai 2013.....	69
Figure 44 -Zoom sur l'Ambulatogramme.....	70

Figure 45 -Microphone installé dans la chambre ‘Ch101’	70
Figure 46 -Niveau d’agitation	72
Figure 47 -Niveau d’agitation par zone.....	73
Figure 48 -Niveau d’agitation étiqueté.....	74
Figure 49 -Niveau d’agitation dans la chambre ‘Ch 101’ entre 14h16 et 14h19	74
Figure 50 -Niveau d’activité entre 14h16 et 14h29.....	75
Figure 51 -Niveau d’agitation entre 10h23 et 10h36.....	76
Figure 52 -Spectre des rayonnements électromagnétiques.....	84
Figure 53 -Mesure de la température utilisant l’effet Seebeck.....	85
Figure 54- Thermocouple.....	86
Figure 55 -Schéma de principe du système de mesure.....	86
Figure 56 -Emplacement du capteur de présence dans le luminaire placé au-dessus du lit.	88
Figure 57 -Ajustement du positionnement du capteur de présence dans le lit.	88
Figure 58 -Mesure de l’impact sur les températures cible et ambiante par allumage des leds de l’applique hospitalière	89
Figure 59-Vue éclatée du capteur.....	90
Figure 60 -Température cible produite par le capteur Digipile (Excelitas).....	91
Figure 61 -Température cible capteur MLX90615(Melexis).....	91
Figure 62- Différents types de traitement effectués sur le signal thermique produit par le capteur d'alitement	94
Figure 63–Exemple de fichier ASCII de la base de données enregistrée à l’appartement GIS Madonah.	97
Figure 64-Présentation de données brutes.....	97
Figure 65 -Organigramme de filtre médian.....	99
Figure 66 -Réponse du filtre médian à une série d’impulsions de largeur variable.	99
Figure 67 -Résultat obtenu avec le filtre médian appliqué sur les données brutes présentées précédemment.	100
Figure 68 -Détail des données prétraitées (la courbe rouge présente la température cible et la courbe bleu correspond à la température ambiante).....	101
Figure 69 -Différentiel de températures ambiante et cible.....	102
Figure 70 -Algorithme de filtre médian conditionné.....	102
Figure 71 -Organigramme de l’algorithme de détection de mouvements par le filtre médian conditionné.	103
Figure 72 - Choix optimum de la valeur de seuil K pour le filtre médian conditionné.....	105
Figure 73 -Organigramme de l’algorithme de détection de présence ou d’absence du patient.....	105
Figure 74 - Décomposition du signal par les deux ondelettes ci-dessous	111
Figure 75 -Décomposition en ondelettes à différents niveaux.	112
Figure 76 -L’ondelette de Daubechies 6 utilisé pour détecter les composantes hautes fréquences du signal	113
Figure 77 –L’ondelette de Daubechies 4 utilisé pour détecter les composantes basses fréquences du signal	113
Figure 78 -Décomposition du signal à la première échelle	114
Figure 79 -Décomposition du signal à la deuxième échelle	115
Figure 80 -Décomposition du signal à la deuxième échelle.....	116
Figure 81 -Débruitage à seuil avec les ondelettes	117
Figure 82 -Résultat de débruitage du signal par ondelettes de Daubechies 6	118
Figure 83 -Système physique	119
Figure 84 -Les fluctuations du signal thermique	121
Figure 85 -Annotation du signal thermique grâce à l’écoute des enregistrements sonores.....	122

Figure 86 –Estimateur de variance avec seuil empirique de 0,0005	123
Figure 87 -Détection de mouvements à base du calcul de variance.....	123
Figure 88 - Segmentation du signal enregistrée dans une chambre pendant une nuit.....	124
Figure 89 - Segmentation du signal généré dans la même chambre au cours d’une troisième nuit...	125
Figure 90 - Signal enregistré pendant une journée par le capteur d’alitement	128
Figure 91 -Segmentation d’un signal enregistré pendant une journée	128
Figure 92 – Fonction d’auto-corrélation.....	129
Figure 93 – Fonction d’auto-corrélation partielle	130
Figure 94 -Différentes étapes de la modélisation.....	131
Figure 95 -sélection de la taille de fenêtre.....	133
Figure 96 - Résultats obtenus avec un signal non-filtré	134
Figure 97 - Résultats obtenus avec un signal filtré.....	134
Figure 98 -Résultat de la méthode ARMA sur une fenêtre glissante de 100 points.....	135
Figure 99 -L’approche que nous avons utilisée pour situer la période de présence de la personne observée.....	136
Figure 100 -Annotation du signal thermique grâce à l’écoute des enregistrements sonores.....	137
Figure 101 -Les trois paramètres du modèle de K-moyennes et les résultats de ce modèle.	137
Figure 102 -Résultats de la méthode de k-moyennes sur le signal thermique généré pendant une nuit d’acquisition.	139
Figure 103 -La deuxième approche adoptée	140
Figure 104 -Résultats de la méthode des K-moyennes.....	140
Figure 105 -Résultats de la méthode de K-moyennes	141
Figure 106 -Positionnement du capteur d’alitement dans la chambre ‘Ch102’	141
Figure 107 -Résultats de la classification à trois classes	142
Figure 108 -Les fonctions de transfert.....	144
Figure 109 -Résultats de la régression non-linéaire en sortie du réseau	145
Figure 110 -Analyse spectrale du signal avec une fenêtre de 16 points puis avec une fenêtre de 32 points.....	147
Figure 111 -Le concept de base de la méthode SAX	147
Figure 112 -Signal enregistré au lever de la personne et sa segmentation par la méthode SAX.	149
Figure 113 -Histogramme analysé sur 16 intervalles : montrant le regroupement sur essentiellement 4 intervalles	149
Figure 114 - Fonctions contrôlées par l'horloge biologique.....	157
Figure 115 -Utilisation d’une caméra CCD pour suivre la respiration et détecter les anomalies.....	158
Figure 116 -Interface du logiciel commun pour tous les appareils Withings.....	161
Figure 117 -Système Withings Aura	162
Figure 118 -Système IntelClinic.....	162
Figure 119 -Système Beddit	163
Figure 120 -Intégration du capteur d’alitement dans l’installation électrique de la chambre d’EHPAD d’Ambazac.....	164
Figure 121 -Le signal segmenté par la méthode SAX à fenêtre variable	167
Figure 122 -Substitution des symboles alphabétiques par des symboles numériques.....	167
Figure 123 - Substitution des symboles alphabétiques par la moyenne de chaque segment.....	168
Figure 124 -La distribution des observations caractérisées par le niveau, la durée et variance	169
Figure 125 -La distribution des observations caractérisées par la moyenne, la durée et variance	169
Figure 126 -Initialisation linéaire de la carte auto-organisatrice.....	170
Figure 127 -Numérotation des neurones de la carte auto-organisatrice	170
Figure 128 -Apprentissage de la carte auto-organisatrice 10x10	171

Figure 129 -Visualisation de l'U-Matrice et les trois composantes correspondant aux variables explicatives : la moyenne, la variance et la durée.	172
Figure 130 -Apprentissage de la carte auto-organisatrice 3x3 où sont représentées l'erreur de quantification q et la conservation de la topologie t.....	174
Figure 131 -Visualisation de la U-Matrice et les trois composantes correspondant aux variables explicatives.....	175
Figure 132 -Visualisation de l'U-Matrice	176
Figure 133 -Visualisation des trois composantes correspondant aux variables explicatives	177
Figure 134 -Visualisation des référents.....	178
Figure 135 -Température ambiante de la chambre (en rouge) et la différence de température estimée par le capteur d'alitement (en bleu).....	180
Figure 136 -La segmentation du signal par la méthode SAX et le calcul d'estimateur de variance ...	182
Figure 137 - Différents signaux à fusionner pour estimer l'hypnogramme	183
Figure 138 - Différents cycles de l'hypnogramme.....	183
Figure 139 -Synchronisation entre la sortie du capteur d'alitement et l'hypnogramme	185
Figure 140 -Schéma de fusion pour la détection de présence/ absence de la personne dans son lit et l'estimation de sa qualité de sommeil.	194

Tableaux

Tableau 1 - Synthèse des systèmes de supervisions.....	40
Tableau 2 - Nombre de Jours et d'heures de dysfonctionnement de la plateforme PERvision.....	51
Tableau 3 -Table de paramétrage des capteurs infrarouges installés dans chaque chambre	67
Tableau 4 -Différentes activités déduites grâce à l'écoute des enregistrements sonores (27 Avril 2013).....	71
Tableau 5 - Différents capteurs thermiques.....	82
Tableau 6 -Choix empirique de la taille de la fenêtre N pour le filtre médian conditionné.	104
Tableau 7 - Différents types d'ondelettes	109
Tableau 8 - Estimation de l'ordre du modèle AR	131
Tableau 9 - Choix de la taille de la fenêtre d'analyse.....	132
Tableau 10 - Matrice de confusion.....	138
Tableau 11 - Choix de nombre de neurones sur la couche cachée.....	144
Tableau 12 - Ajustement des paramètres (poids synaptiques) du réseau de neurones	145
Tableau 13 - Architecture du réseau de neurones.....	145
Tableau 14 - Performance de la régression non-linéaire	146
Tableau 15 - Choix du nombre de neurones sur la couche cachée.....	150
Tableau 16 - Ajustement des paramètres (les poids synaptiques) du réseau de neurones.....	151
Tableau 17 - Matrice de confusion.....	151
Tableau 18 - Interprétation de l'hypnogramme et décomposition phases du sommeil	184
Tableau 19 - Synchronisation des signaux thermiques produits par le capteur d'alitement et les hypnogrammes	186
Tableau 20 -Evaluation de la qualité du sommeil et corrélation entre les Hypnogrammes et les séries temporelles	188
Tableau 21 -Tableau des nombres d'épisodes détectés du signal thermique généré par le capteur d'alitement pendant une période de quatre jours.....	188

Résumé

En France, en Europe et dans le monde entier, le vieillissement de la population est une réalité. Une partie de cette population âgée est dite dépendante car elle n'est plus en mesure d'assumer seule les tâches de la vie quotidienne. L'enjeu sociétal est alors de garantir un niveau de bien-être et de sécurité à ces personnes, compatible avec l'évolution du niveau de vie et des usages et habitudes 'modernes'. Très logiquement, les domaines de recherche liés à la problématique des personnes âgées à domicile font preuve d'un grand dynamisme, alors que la maison de retraite, qui reste la solution pour la grande dépendance, a été un peu délaissée. Néanmoins, la pénurie de personnel conjuguée à l'augmentation des coûts et des exigences des résidents offre une opportunité à des solutions innovantes basées sur les TIC.

Les travaux de cette thèse de doctorat sous convention CIFRE se sont déroulés dans ce contexte au sein de l'équipe de recherche de Legrand et du département d'Electronique et Physique de Télécom SudParis à Evry. Le sujet concerne la conception d'un nouveau capteur (non-porté) intégrant l'installation électrique du lieu de vie du patient ainsi que la fusion avec d'autres capteurs de l'infrastructure afin de suivre l'activité du résident et, le cas échéant, soit signaler en temps réel des situations nécessitant le recours d'un aidant, soit identifier des dérives lentes dont l'interprétation sera du ressort du personnel médical. Les travaux de la thèse ont été en partie intégrés au projet FUI14 « E-monitor'âge » dont l'objectif est précisément la « supervision » des résidents.

Ce mémoire est structuré de manière à présenter l'historique de ces travaux et la démarche opérée pour leur réalisation. Nous introduisons le contexte et les besoins identifiés pour le suivi des personnes âgées dans les maisons de retraites. Nous faisons un point sur les systèmes de supervision/monitoring existants et nous présentons les méthodes et les techniques de détection de situations d'urgence. Nous terminons cette partie du mémoire (chapitre 1) par la spécification du problème majeur rencontré par ces systèmes de supervision qui est celui de la détection de présence d'une personne. En s'appuyant sur la technologie des capteurs pyro-électriques, la partie suivante propose une solution originale de traitement de signal pour la détection d'une présence humaine dans une chambre voire la détection de présence de plusieurs personnes à la fois (chapitre 2). Le chapitre 3 introduit ensuite un capteur thermique à base de thermopiles afin de détecter la présence d'une personne dans son lit, ce que ne permet pas la technologie pyro-électrique qui ne détecte pas un corps chaud immobile. Dans cette partie nous limitons l'utilisation de ce capteur à la détection de la présence de la personne dans son lit (chapitre 4) voire à l'estimation de la qualité de son sommeil qui constitue d'une part l'originalité de nos travaux s'appuyant sur des approches de classification non-supervisée, et qui ouvre des perspectives encourageantes quant à l'utilisation de ce capteur pour caractériser relativement finement le type de sommeil d'autre part (chapitre 5).

Abstract

In France, in Europe and worldwide, the aging population is a reality. Some of these elderly people lose their autonomy as they are no longer able to manage alone the tasks of daily life. The societal issue is therefore to ensure a level of well-being and safety of these persons, consistent with changes in living standards, customs and modern habits. The research areas related to the problems of elderly people at home are showing great dynamism, while the nursing home, which remains the solution for cases of high dependence, is somewhat neglected. Nevertheless, staff shortages combined with rising costs and residents' demands offer an opportunity for innovative ICT-based solutions.

The work presented here was performed, in the context of a CIFRE doctoral thesis, within the Legrand research team and at the physics and electronics department of Mines-Telecom SudParis at Evry. The subject and project aim was twofold: firstly, designing a new sensor which will be incorporated in the electrical installation of the patient's living space, and secondly, a multi-sensor merger to monitor the activity of the resident in order to enable real-time reporting of situations requiring the caregiver's intervention or to detect slow drifts whose interpretation will be the responsibility of the medical staff. The work carried out for the purpose of this thesis has been included partially in the FUI 14 project whose propose is precisely the "supervision of residents in the nursing home".

The present paper is structured in such a way as to introduce the background of the work and the approach taken to perform it. The context and needs identified for monitoring of nursing home residents are also introduced. We begin by describing existing monitoring systems and the technical methods used to detect emergency situations. We end the first part (chapter 1) of this paper by specifying the major problem encountered when testing existing monitoring systems based on ambient sensors: namely how to detect the presence of an immobile and silent person in the room.

Using an existing pyro-electric infrared sensors network installation in a nursing home, the next section proposes an original solution for detecting human presence in a room and also for differentiating between the presence of one and the presence of more than one person (chapter 2).

Chapter 3 presents a new sensor integrated into the electrical installation of the patient's living space. Here, we introduce a thermopile based thermal sensor in order to detect the presence of a person in his/her living space. In this work we restrict the use of this sensor to detecting the presence of the person in bed (chapter 4). The estimation of sleep quality which represents the original dimension of our work is presented in chapter 5. Differentiation between different phases of sleep is based on unsupervised classification approaches. Our project opens up encouraging prospects for the use of this type of sensor for relatively fine characterization of different kinds of sleep.

Chapitre 1 - Introduction

1.1 Introduction générale

Cette thèse, réalisée sous convention CIFRE, a été initiée dans le cadre du choix stratégique de Legrand d'être un acteur majeur de l'équipement électrique des établissements de santé en général et des maisons des retraites dites EHPAD (Etablissement d'Hébergement de Personnes Agées Dépendantes) en particulier. Historiquement, (Legrand a 35 ans d'antériorité sur ces équipements) les deux équipements spécifiques à ce type de bâtiments étaient un luminaire : l'applique tête de lit a deux fonctions, elle éclaire vers le bas pour les soins ou pour la lecture et vers le haut pour fournir l'éclairage d'ambiance. L'autre équipement électrique est lui du domaine du courant faible : c'est l'appel infirmière. Depuis quelques années des innovations ont été introduites, essentiellement des automatismes d'éclairage (parcours lumineux) et leur « pendant » informatique, un logiciel de suivi de ces automatismes qui permet de superviser l'activité des personnes au travers de leurs déplacements dans la chambre.

Ce principe de supervision des résidents au travers de l'installation électrique a paru très prometteur et s'est concrétisé par le lancement du projet E-monitor'âge coordonné par LEGRAND. Ce projet FUI14 prévoit aussi bien la conception de nouveaux capteurs que le développement d'outils de fusion des données collectées dans une chambre d'une maison de retraite, pour reconstituer (et enregistrer) l'activité journalière afin de mettre à disposition du médecin ou un autre professionnel de santé un historique. Celui ci pourra être interprété pour conforter son diagnostic. Le projet E-monitor'âge se place dans deux contextes :

- Le premier est la détection et la communication aux aidants de situations d'urgences ou d'inconfort.
- Le deuxième concerne la mise à disposition des soignants de l'évolution à long-terme du comportement d'une personne pour produire une « aide au diagnostic ».

Dans le cadre de ces travaux de thèse, l'objectif pour Legrand est d'aboutir à un produit (un capteur) qui puisse être mis au catalogue de leurs produits. Par conséquent, la contrainte sur les capteurs est qu'ils soient intégrables à l'installation électrique (montage sur le mur, au plafond, dans l'applique). Cela exclut les capteurs portés par la personne ou également les capteurs intégrés à d'autres équipements (revêtement de sol, lit, chaise, lavabo, ...) qui ne relèvent pas du lot électrique.

Ce mémoire commence avec un état de l'art des systèmes de supervision déjà existants. Dans le premier chapitre, nous décrivons brièvement ces systèmes avec leurs avantages et leurs inconvénients. Nous présentons également une étude détaillée des systèmes de supervision du patient à domicile dans le deuxième chapitre. C'est un passage obligé, vu le nombre important de publications existants dans ce domaine de télévigilance. A l'évidence, le domicile est un environnement non-encadré et les habitudes de la personne dépendent de beaucoup de facteurs et notamment de son environnement familial ; on pourrait dire que le domicile est un endroit où l'imprévu est 'normal' alors qu'il est l'exception dans l'univers ritualisé de l'institution. On prendra comme illustration les visites des proches qui ont des horaires encadrées dans l'établissement alors qu'au domicile elle peuvent aller de

quelques minutes à plusieurs jours, le scénario 1 ci-dessous illustre ce type de difficulté. Dans le troisième chapitre nous abordons donc la supervision dans les établissements de type EHPAD (Établissement d'hébergement pour personnes âgées dépendantes). La vie quotidienne du résident dans les établissements est entourée par les aidants.

***Scénario 1** Une personne âgée reçoit la visite de sa fille et ses petits-enfants chaque dimanche. Ils arrivent le matin et repartent le soir. Un dimanche, ils ont un problème de transport et ils décident de passer la nuit chez la personne visitée. Dans ce cas le système de supervision basique d'activités dans le logement détectera une suractivité inhabituelle et pourra induire des interprétations farfelues.*

Les systèmes de supervision (à domicile ou en établissement) qui s'appuient sur les capteurs de mouvement standard ont bien entendu des insuffisances en termes de détection de présence de personnes immobiles. Cela est dû à la technologie pyro-électrique, qui rappelons le, détecte les mouvements des corps chauds mais ne détecte pas le corps chaud immobile. La présence dans le lit d'une personne ne peut donc être qu'une déduction et il est aisé d'imaginer des scénarios qui dupent un algorithme; par exemple le scénario 2. Dans une chambre d'EHPAD, il y a plus de chance que le résident soit immobile dans son lit qu'ailleurs. Pour cela, dans le quatrième chapitre, nous proposons un capteur d'alitement qui permet de détecter la présence du patient dans son lit et nous expliquons son principe de fonctionnement. Afin de détecter le coucher et le lever du résident, nous présentons dans le cinquième chapitre les résultats des méthodes de traitement de signal telles que la détection de ruptures et le *débruitage* du signal par ondelettes et aussi les résultats de modélisation par des séries temporelles longues. L'extraction d'une nouvelle information du capteur d'alitement est présentée dans le sixième chapitre : une évaluation de la qualité du sommeil du patient est proposée par l'intermédiaire de la corrélation des hypnogrammes avec les signaux produits par notre capteur d'alitement. Des résultats du modèle des cartes auto-organisatrices sont également présentés dans ce dernier chapitre. Ce manuscrit se termine avec un chapitre de conclusion et perspectives..

***Scénario 2** le patient est accompagné le soir jusqu'à sa chambre par deux infirmières. Le résident s'endort rapidement dans son lit et une des deux infirmières reste avec le résident quelques minutes avant de sortir. Le système de supervision considérera que la personne a quitté sa chambre pour déambuler dans l'établissement.*

La vie d'un être humain passe par plusieurs phases d'autonomie. Dans notre étude, on s'intéresse aux trois dernières phases de la vie d'une personne âgée. La première est celle au cours de laquelle la personne est encore autonome -même si elle est fragile- mais à un âge avancé elle est exposée aux pathologies telles que l'Alzheimer. La deuxième phase -qui est la perte autonomie- est une étape intermédiaire entre l'autonomie de la personne et sa fragilité, elle concerne les personnes âgées qui commencent à perdre leur autonomie par exemple : la personne ne peut plus faire ses courses mais elle

prépare encore ses repas. Dans la troisième et dernière phase, la personne est fragile et perd complètement son autonomie. Notre étude en l'EHPAD, correspond à une population en perte d'autonomie mais surtout et de plus en plus à des personnes non-autonomes.

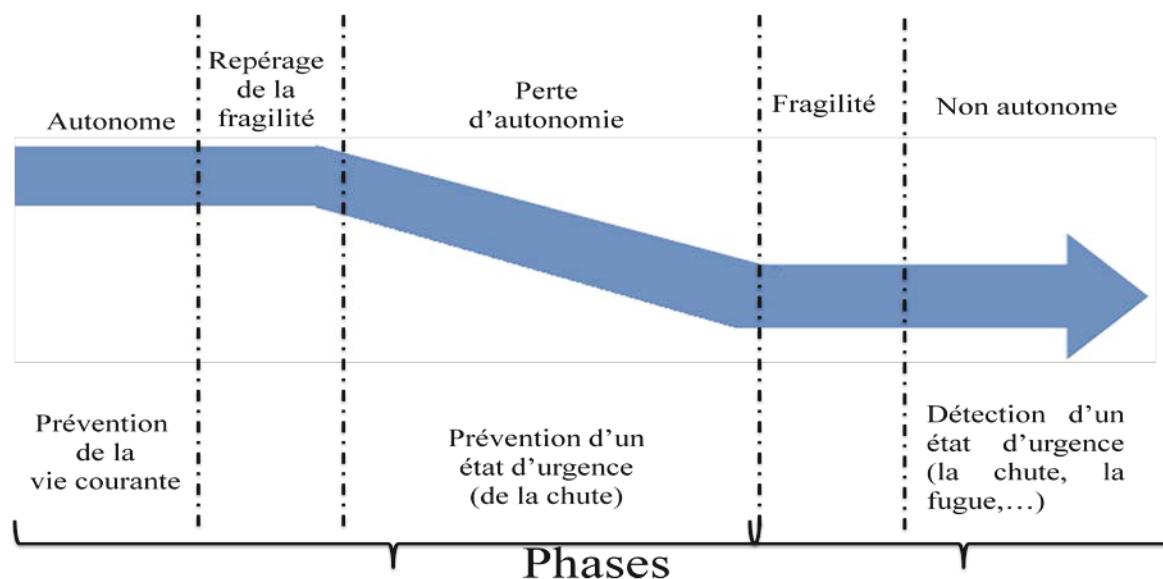


Figure 1 -Les trois dernières phases de la vie d'une personne âgée (Jacques Duchène)

Le système E-monitor'âge est conçu de manière à traiter la spécificité individuelle de la personne dans une maison de retraite, cela passe par la construction d'un profil comportemental dans ses activités de la vie quotidienne et par la gestion de ces écarts de manière appropriée. Cette fonctionnalité du système concernant la détection à long terme des pathologies [23] [13] est dédiée aux personnes âgées en perte d'autonomie. En revanche ce système prend en compte les personnes âgées de troisième phase et comporte une fonctionnalité de détection d'état de détresse du sujet tel que la chute [12] ou la fugue.

Techniquement, les deux fonctionnalités du système de télévigilance (E-monitor'âge) se traduisent par la granularité des données à traiter. Des données sont générées par les différents capteurs installés dans le lieu de vie de la personne et stockées dans la base de données de supervision. La granularité macroscopique des données est une vue globale d'un ensemble d'informations sur une durée importante. Celle-ci varie en fonction de l'activité à modéliser et de la typologie de ce que l'on cherche à identifier. Ce type de granularité macroscopique permet de détecter des tendances à long terme dans le comportement de la personne âgée mais aussi la gestion et le fonctionnement optimal de l'établissement tel que l'heure de couchage ou l'heure de réveil des résidents dans une maison de retraite.

La granularité microscopique des données représente une vue instantanée d'observations générées suite à un événement produit dans le lieu de vie de la personne. Ce type de granularité de l'information permet de détecter des situations nécessitant une intervention immédiate des aidants.

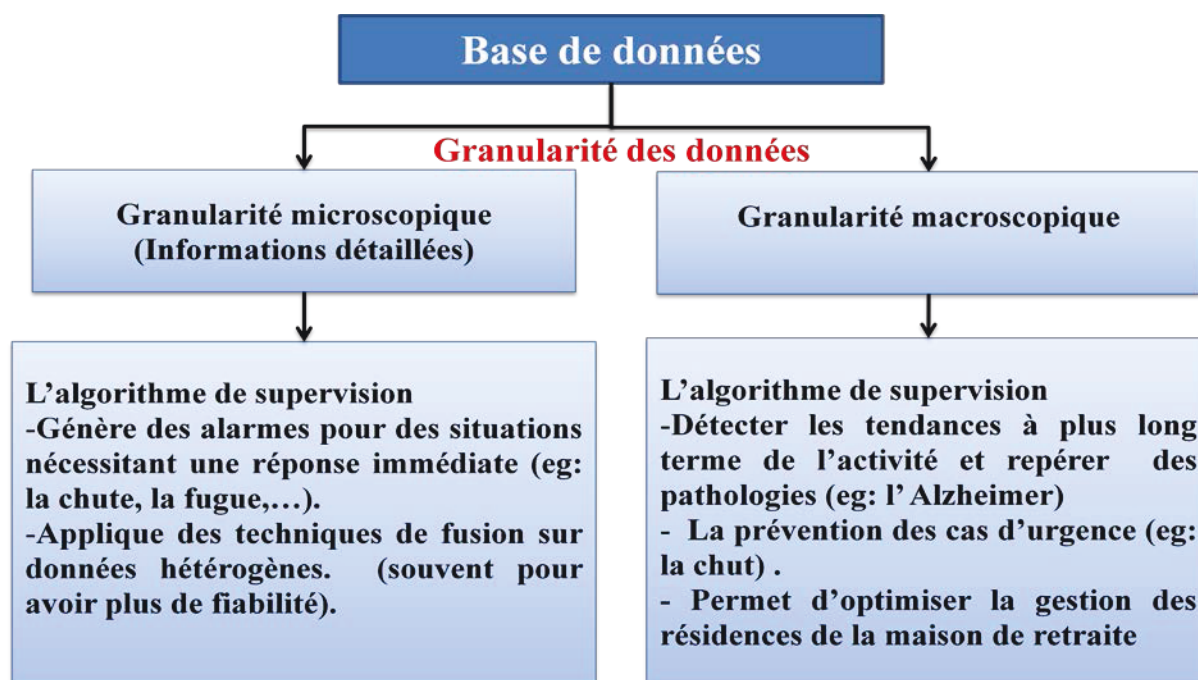


Figure 2 -Granularité des données

1.2 Contexte général

On assiste à une évolution démographique spectaculaire. A l'heure actuelle, plus de 25% de la population européenne est âgée de plus de 60 ans. La population de cette tranche d'âge va considérablement s'accroître. D'ici 2020, Le nombre de personnes âgées de plus de 60 ans franchira le cap du milliard, selon l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS). De plus, 2 personnes âgées dépendantes sur 3 vivront chez elles [2010 CGIET/ rapport PICARD]. En France, on dépassera les 20 million d'ici 2050, selon le rapport de L'Institut National de la Statistique et des Etudes Economiques (INSEE) publié en 2008.

Le résultat de cette étude est très cohérent avec le positionnement de la population qui, dans plus de 80% des cas, souhaite rester dans son logement, et est parfaitement en phase également avec la volonté politique de contenir le déploiement des EHPAD dans les décennies à venir malgré le contexte de « papy boom ». La France est actuellement dotée de 540.000 lits répartis comme suit : 55 % dans le public, 25 % dans l'associatif, 22 % dans le privé (Insee 2007). Le ratio moyen du personnel permanent est de 0,52 ETP [KPMG], ce qui valorise l'effectif des aidants à 280 000 ETP, évaluation basse semble-t-il, mais qui a le mérite de montrer que c'est une filière quantitativement très significative.

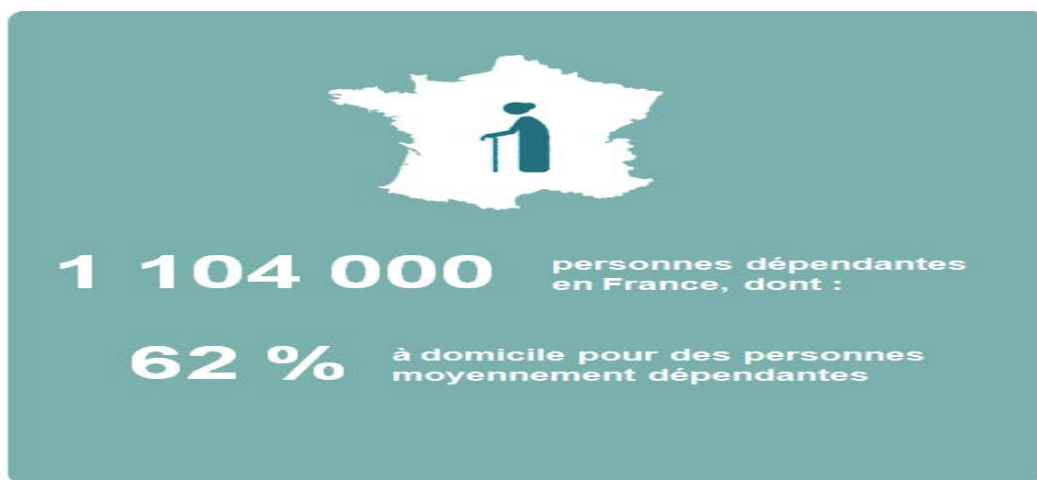


Figure 3 -Nombre de personnes âgées en France

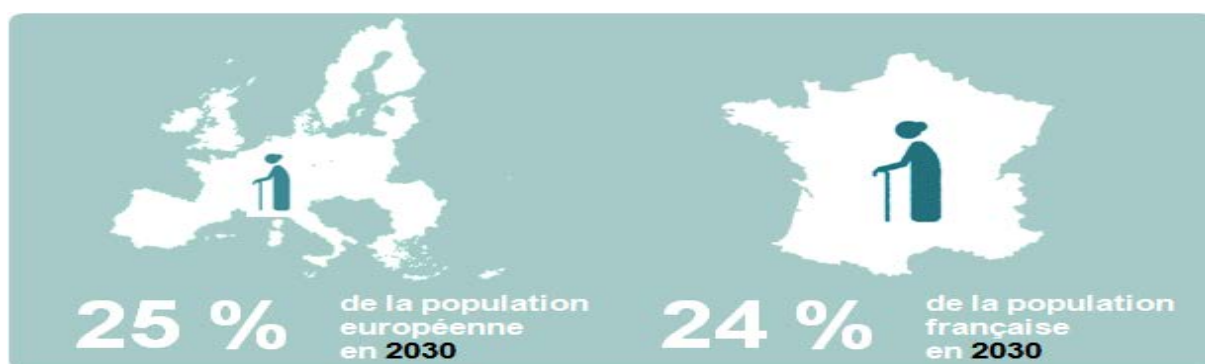


Figure 4 -Les personnes de plus de 65 ans en 2030

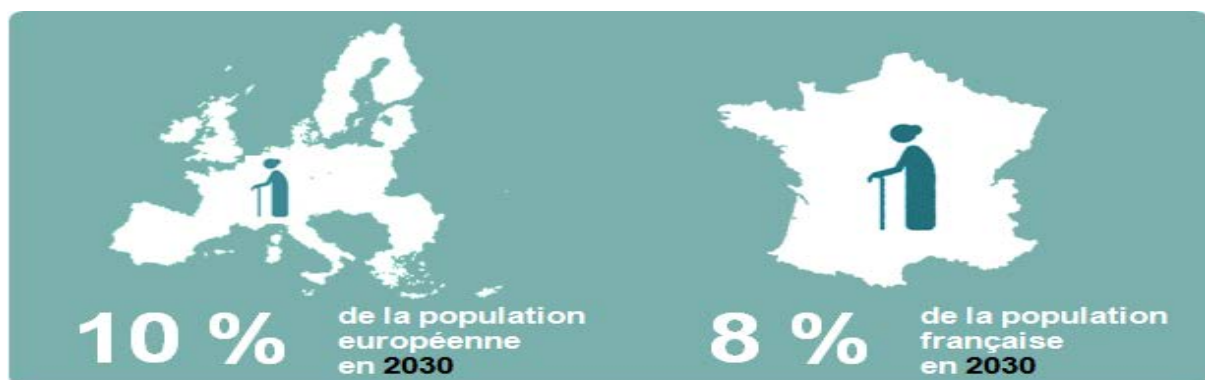


Figure 5 -Les personnes de plus de 80 ans en 2030

La croissance progressive des besoins des personnes âgées représente un enjeu majeur pour les établissements de santé. Les maisons de retraite qui souffrent de la pénurie de ressources humaines et financières portent leurs espoirs sur des systèmes innovants de télévigilance.

Pour cela le concept d'habitat intelligent se développe depuis quelques années et les technologies de l'information et des communications (TIC) représentent un espoir pour les personnes préoccupées par leur santé. Des systèmes de confort et surveillance des personnes âgées utilisant des capteurs pyro-électrique sont apparus. Cette technologie s'appuie sur des capteurs installés dans le lieu de vie de la personne, des moyens de télécommunication et des interfaces homme-machine afin de présenter au

personnel de soins les informations pertinentes sur l'état du résident. La technologie pour l'assistance à l'autonomie de personnes dépendantes [Katz et al, 1970], est un vaste sujet de recherche. Cette technologie représente aussi un sous-domaine de la g rontologie [21].

Les chutes des personnes  g es   domicile pr sentent un probl me important   cause de leur fr quence et de leurs cons quences m dicales, psychologiques et  conomiques. Pour cela, l'id e d'une pr vention des chutes s'av re n cessaire pour r duire leur nombre et leurs cons quences ind sirables.



Figure 6 -Les accidents   domicile

La technologie propos e par Legrand, comme d'autres solutions, permet d' viter, au maximum, les risques domestiques engendrant ces accidents :

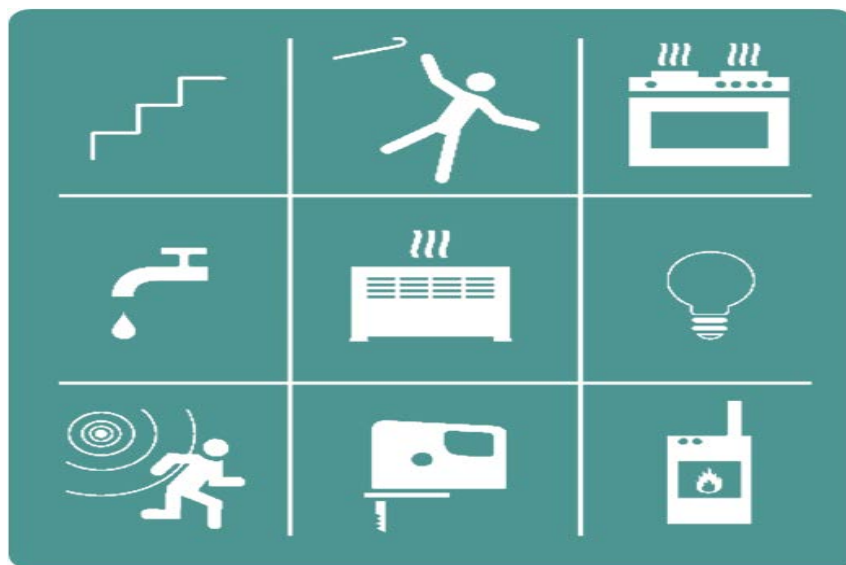


Figure 7 -Les diff rents risques domestiques potentiels

Les obstacles : commotions, fractures.

Des endroits mal  clair s : chutes, pertes d' quilibre.

Le feu : suffocations.

Le gaz : suffocations, intoxications.

Les fuites d'eau : d g ts mat riels, glissades.

Le dérèglement de la température : malaises, déshydratation.

La porte d'entrée : intrusions.

Une voie importante de recherche consiste en l'étude des causes qui provoquent des accidents domestiques, et la mise en place des produits et des dispositifs pour les éviter.

1.3 Objectifs de la thèse

L'objectif principal de cette thèse de doctorat est d'une part l'amélioration des performances des systèmes de supervision qui utilisent les capteurs pyro-électriques et d'autre part l'ajout d'autres options de monitoring afin de pouvoir proposer au personnel soignant un rapport complet et robuste sur les activités du patient. Les premiers travaux réalisés ont consisté en l'étude, l'analyse et l'optimisation des méthodes et des algorithmes qui traitent les données produites par les capteurs intégrés à l'installation électrique utilisée dans les systèmes de supervision en EHPAD. Ils s'intéressent également à la fusion (monomodale et multimodale) avec d'autres capteurs de l'infrastructure afin de suivre l'activité du résident. Le but de ces algorithmes est de signaler en temps réel des situations inquiétantes ou d'identifier des dérives lentes dont l'interprétation sera du ressort du personnel médical. Les travaux de la thèse ont été en partie intégrés au projet FUI14 « E-monitor'âge » dont l'objet est précisément la « supervision » des résidents.

Afin de détecter avec un bon niveau de confiance et sans contact la présence de la personne dans son lit, nous avons mis en œuvre un nouveau capteur non-porté par le patient et intégré dans l'installation électrique de son lieu de vie. Ce contexte entraîne de nouvelles problématiques de traitement du signal - renforcement du signal utile-, ceci étant dû à l'éloignement du capteur par rapport à la personne et à sa sensibilité de fait accrue à diverses sources de chaleur perturbatrices (mise en route de chauffage, ouverture de fenêtres,...).

Un autre objectif du projet est d'évaluer la qualité du sommeil du résident. L'estimation de la qualité de sommeil constitue également une originalité de nos travaux s'appuyant sur des approches de classification non-supervisées. Elle ouvre des perspectives encourageantes quant à l'utilisation de ce capteur pour caractériser relativement finement le type de sommeil.

1.4 Apports de la thèse

Les apports de la thèse se situent aussi bien au niveau théorique (modélisation : Les K-médoïdes, les K-moyennes conditionnées, cartes de Kohonen,...), qu'au niveau expérimental dans l'application d'algorithmes spécifiques de filtrage du signal appliqués à des données réelles enregistrées en grandeur nature (estimateurs de variance, filtre médian conditionné,...). Nous proposons un

algorithme de prétraitement de données de localisation indoor générées par les capteurs pyro-électriques. Cet algorithme permet d'assurer l'intégrité de la base de données enregistrée par le réseau de capteurs infrarouge afin d'élaborer le profil de chaque patient dans une maison de retraite. Nous avons ensuite proposé une méthode, K-moyennes conditionnées pour distinguer la présence d'une personne de celle de plusieurs personnes dans la chambre.

Plus concrètement, nous introduisons un nouveau capteur de détection de présence dans le lit, ce dispositif qui a la taille d'une prise de courant est prévu pour être intégré dans l'applique au dessus du lit. Ce capteur passif permet d'avoir des informations pertinentes et en temps réel sur la présence ou l'absence de la personne dans son lit, et une évaluation de la qualité du sommeil. Sans avoir la précision du *polysomnographe*, utilisant 22 capteurs portés par le patient, il permet cependant de fournir des informations dont on garantit un bon niveau de corrélation avec la référence médicale. L'intérêt du détecteur est son fonctionnement continu et complètement automatique, ne nécessitant aucune intervention/préparation d'un aidant/soignant. Afin de distinguer entre la présence et l'absence de la personne dans son lit, des modèles, tels que ARMA, K-moyennes, 1PP, MLP, et des méthodes connues de traitement du signal, telles que les ondelettes, le filtre médian conditionné, sont proposées et appliquées. Une modélisation par segments de durées variables est proposée afin d'extraire les descripteurs nécessaires à la détection de ruptures du signal.

Dans les derniers travaux de la thèse, nous avons proposé un algorithme robuste d'évaluation de la qualité du sommeil (validé en comparaison avec un système professionnel) utilisant le capteur thermique sans contact.

De plus, globalement, le dispositif proposé est multimodal et multifonction :

- Détection de présence du résident dans sa chambre et de tiers (rondes de nuit du personnel soignant),
- Evaluation de la qualité de sommeil,
- Suivi potentiel des AVQ (activités de la vie quotidienne).

1.5 Bibliographie

- [1] <http://www.bourges.univ-orleans.fr/madonah/>
- [2] Norbert Noury , Gilles Virone, Thierry Creuzet “ the health integrated smart home information system(HIS): rules based system for the localization of human” IEEE-EMBS Special Topic Conference on Micro technologies in Medicine & Biology May 24,2002, Madison, Wisconsin USA - IEEE.
- [3] Xing Zhang, Haipeng Wang, Zhiwen Yu ”Toward a Smart Home Environment for Elder People Based on Situation Analysis”2010 Symposia and Workshops on Ubiquitous, Autonomic and Trusted Computing.
- [4] U. Lindemann, A. Hock, M. Stuber, W. Keck, and C. Becker. Evaluation of a fall detector based on accelerometers: A pilot study. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 43(5):548–551, Oct 2005.
- [5] M. Kangas, A. Konttila, I. Winblad, and T. Jams “ a. Determination of simple thresholds for accelerometry-based parameters for fall detection. In *Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, pages 1367–1370, Lyon, France, Aug 2007. IEEE.
- [6] Jean-Louis Baldinger, Jerome Boudy, Bernadette Dorizzi, Jean-Pierre Levrey, Rodrigo Andreao, Christian Perpère, François Delavault, François Rocaries, Christophe Dietrich, and Alain Lacombe “Tele-surveillance System for Patient at Home: The MEDIVILLE System”ICCHP 2004,LNCS 3118,pp.400-407,2004.
- [7] Noury N et al, “Un capteur intelligent pour la détection des chutes – Fusion multi-capteurs et décisions à base de règles”, ‘Nouvelles méthodes d’instrumentation’, Hermès-Elsevier, vol.2, pp 411 418,2004.
- [8] N. Noury, P. Barralon, G. Virone, P. Boissy, M. Hamel, and P. Rumeau. A smart sensor based on rules and its evaluation in daily routines. In *Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, pages 3286–3289,Cancun, Mexico, Sept 2003. IEEE.
- [9] M. J. Mathie, J. Basilakis, and B. G. Celler. A system for monitoring posture and physical activity using accelerometers. In *Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE EMBS*, pages 3654–3657, Istanbul, Turkey, Oct 2001. IEEE.
- [10] N. Noury. Smart sensors for the remote follow up of activity and fall detection of the elderly. In *Proceedings of the 2nd International IEEE EMBS Special Topic Conference on Micro technologies in Medicine and Biology*, pages 314–317, 2002.
- [11] N. Noury, P. Barralon, G. Virone, P. Boissy, M. Hamel, and P. Rumeau. A smart sensor based on rules and its evaluation in daily routines. In *Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, pages 3286–3289, Cancun, Mexico, Sept 2003. IEEE.
- [12] N. Noury, T. Herve, V. Rialle, G. Virone, E. Mercier, ‘G. Morey, A. Moro, and T. Porcheron. Monitoring behavior in home using a smart fall sensor and position sensors. In *Proceedings of the 1st*

International IEEE EMBS Special Topic Conference on Micro technologies in Medicine and Biology, pages 607–610, Lyon, France, Oct 2000. IEEE.

[13] D. Malan et al., “Codeblue: An Ad Hoc Sensor Network Infrastructure for Emergency Medical Care,” Proc. Int’l. Wksp. Wearable and Implantable Body Sensor Networks, 2004.

[14] David Da He, Eric S. Winokur, Thomas Heldt, and Charles G. Sodini “ The Ear as a Location for Wearable Vital Signs Monitoring’’32nd Annual International Conference of the IEEE EMBS Buenos Aires, Argentina, August 31 - September 4, 2010.

[15] S L Baurley “ Smart textiles for future intelligent consumer products’’ EPSRC Network: Smart textiles for intelligent consumer products’’ 2003

[16] Rakesh B. Katragadda and Yong Xu’’ a novel intelligent textile technology based on silicon flexible on silicon flexible skins’’ MEMS 2007, Kobe, Japan, 21-25 January 2007.

[17] <http://www.altivis.fr/-Le-projet-PARACHUTE-personnes-.html>

[18] P. Rubel, J. Fayn, G. Nollo, D. Assanelli, B. Li, et al., \Toward personal eHealth in cardiology. Results from the EPI-MEDICS telemedicine project," J Electrocardiol, vol. 38, pp. 100-106, 2005.

[19] Noury, N., Dittmar, A., Corroy, C., Baghai, R., Weber, J., Blanc, D., Klefstat, F., Blinovska, A., Vaysse, S. et Comet, B. (2004). "Wearable Microsystems embedded in a cloth for remote monitoring of physiological signs and activity of a patient - the vtamn project". Radiomatics Journal on Communication Engineering.

[20] www.companionable.net

[21] Bouma, H. , Graafmans, J .A.M. (1992)(Eds)

Gerontechnology, Studies in health technology and informatics, Vol. 3, IOS Press, Amsterdam
Cottenden, A.(1990)

[22] Celler (B.G.), Earnshaw (W.), ILSAR (E.D.), Betbeder-Matibet (L.), Harris (M.F.), Clark (R.), Hesketh (T.) et Lovell (N.H.). Remote monitoring of the health status of the elderly at home, a multidisciplinary project on aging at the University of New South Wales. International Journal of Biomedical Computing, 40, 147-155 (1995).

[23] www.justchecking.co.uk

[24] <http://www.vigil.com/>

[25] M. Chan, C. Hariton, P. Ringear, et N. Campo, “Smart house automation system for the elderly and the disabled”, IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics - Intelligent Systems for the 21st Century, vol. 2, 1995.

[26] M. Ogawa, S. Ochiai2, K. Shoji, M. Nishihara, T.Togawa’’An attempt of monitoring daily activities at home’’Proceedings of the 22"d Annual EMBS International Conference, July 23-28, 2000, Chicago IL

Chapitre 2 -Le contexte de la thèse

Dans ce chapitre, je présente l'état de l'art des dispositifs de supervision sur lesquels des laboratoires de recherche travaillent à l'heure actuelle. Des systèmes qui utilisent des capteurs mobiles (robot, balance, tensiomètre...), des systèmes qui s'appuient sur des capteurs portés par la personne (accéléromètre, capteur de température cutanée...) ou des dispositifs qui exploitent des capteurs intégrés dans l'environnement de la personne (détecteur de mouvement infrarouge, la caméra,...).

Chaque catégorie de capteurs présente des avantages et des inconvénients. Nous privilégions les capteurs fixes de l'installation car ils ne présentent pas de contrainte ou d'action volontaire (pour la personne ou ses aidants informels ou professionnels) et correspondent aussi aux marchés accessibles pour Legrand. Pour étudier les limites du dispositif, nous mettons en place un outil de supervision autonome pour le suivi de l'installation et la fusion de ces capteurs qui a été conçu pour être ouvert. Ce dispositif repose donc en priorité sur les capteurs intégrés dans l'installation électrique (capteurs de mouvement, capteurs de contact,...).

Ce chapitre introduit les systèmes de supervision à domicile et présente le dispositif de supervision développé par Legrand qui s'appuie sur les capteurs intégrés dans l'installation électrique du bâtiment (Capteurs de mouvement, capteurs techniques : capteur de fumée, inondation et fuite de gaz, commandes diverses...) et mis en place dans l'appartement pilote de GIS MADONAH. Cet appartement est situé sur le site de l'EHPAD de Bellevue qui est un des plus gros établissements français avec 560 lits et a été conçu pour tester in situ des produits ou des systèmes d'assistance à l'autonomie.

Le logiciel de supervision "PERvision" de Legrand effectue la collection des données et leurs affichages temporel. Nous présenterons trois modules intégrable au software de base afin d'inférer des informations concernant l'état de la personne.

Dans cette partie, nous présentons également les expérimentations réalisées dans une maison de retraite à Ambazac (dans le cadre du projet de Recherche e-monitor'âge) ainsi qu'une description du corpus de données enregistrées dans deux chambres équipées par des capteurs de mouvement, un capteur d'alimentation et un microphone. Des méthodes de traitement des données produites par les capteurs de mouvement sont développées. Le problème soulevé dans cette partie est la distinction entre les données générées par le patient et les données générées par le personnel soignant.

Section 1 : Systèmes de supervision

Dans cette section, nous faisons un tour d'horizon sur les systèmes de supervision existants élaborés dans des laboratoires académiques et des laboratoires industriels. Nous présentons les avantages et inconvénients de chaque système, nous discutons de leurs performances.

2.1 Les différentes technologies existantes pour l'assistance à l'autonomie des personnes âgées

Le dynamisme des technologies actuelles ouvre des perspectives pour proposer aux personnes âgées des possibilités d'avoir une vie meilleure en assurant un bon niveau de sécurité [3]. Dans ce chapitre,

nous exposons des dispositifs et des approches déjà utilisés pour détecter des comportements anormaux des personnes âgées à domicile et dans les établissements.

2.1.1 Système porté par la personne (système arboré)

A. Les systèmes en cours de développement

Systèmes basés sur des accéléromètres.

Le capteur de type accéléromètre est intégré dans un dispositif portable [4] qui détecte la chute et qui peut éventuellement mesurer des signaux physiologiques [13]. Ce type de système de surveillance mobile comporte généralement:

- Un terminal ou boîtier porté par le patient (fixé à la ceinture [5][9]) doté d'un émetteur [6]. Afin de détecter d'une manière autonome la chute d'une personne âgée, trois accéléromètres disposés orthogonalement sont utilisés et un microcontrôleur qui détermine l'inclinaison du corps [7][8]. Le boîtier émet une alarme à partir d'un système intelligent [10][11][12].
- Un capteur ambulateur de pouls peut être présent et placé à l'oreille de la personne [13], pour mesurer la fréquence cardiaque avec une certaine périodicité (par exemple : toutes les 30 secondes).
- Une base domestique réceptrice, de type PC ou autre, qui reçoit les données émises par le terminal et qui effectue un post-traitement. La base est connectée au serveur centralisé de télésurveillance par une liaison internet.

Ce système mobile permet le suivi de l'actimétrie de la personne avec une analyse en local des signaux de mouvement.

Le projet EPI-MEDICS

Ce projet EPI-MEDICS (Enhanced Personal Intelligent & Mobile System for Detection & Interpretation of Cardiovascular Syndromes) a deux principaux objectifs [18] :

- détecter, aussitôt que possible, le début d'une ischémie ou d'une arythmie en enregistrant les changements des ECG des patients à risque,
- impliquer sans délai, mais seulement si nécessaire, les structures de santé.

Pour réaliser ces objectifs et en particulier pour détecter de manière précoce les dysfonctionnements cardiaques dès l'apparition des premiers symptômes, à domicile ou en ambulatoire, EPI-MEDICS a développé un moniteur personnel d'ECG (PEM : Personal ECG Monitor) peu coûteux, de petite taille, intelligent et facile d'utilisation. Il est doté d'un serveur embarqué et d'un composant d'analyse quantitative de l'ECG.

Le PEM est capable d'enregistrer un ECG 3D simplifié contenant la quasi-totalité des informations spatio-temporelles produites par l'activité du cœur et d'envoyer via Bluetooth et GPRS ou UMTS

différents types de messages ou d'alarmes convoyant des ECG et un mini-dossier médical de l'utilisateur aux services de santé concernés, grâce à des téléphones portables de 2^{ème} ou 3^{ème} génération. Le seul équipement requis pour les professionnels de santé est une connexion Internet. Tous les messages du patient aux médecins sont écrits en XML et encapsulent les données des ECGs suivant le standard SCP-ECG. Ce mode de fonctionnement est censé faciliter l'acceptation du PEM par les professionnels de santé et devrait permettre une très large diffusion de ce concept. Le système de décision embarqué dans le PEM comporte quatre sous-ensembles : détection des arythmies, des ischémies, génération d'alarmes et de leur niveau prenant si possible en considération des informations cliniques telles que les facteurs de risque du patient, gestion de l'envoi des alarmes tenant compte des non-réponses éventuelles des serveurs d'alarme ou des professionnels de santé contactés, etc.

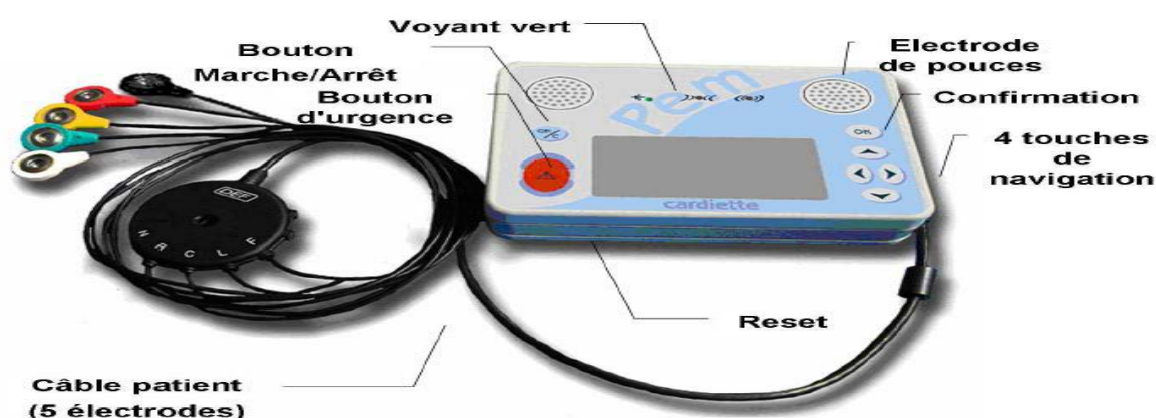


Figure 8 -Le PEM

Le projet Parachute.

Le projet Parachute [17] a donné lieu au premier colloque “PARACHute” à l’UTT en 2005, il a eu comme objectif de proposer une méthodologie et une technologie permettant de déceler chez la personne âgée à domicile une évolution vers un risque de chute. Des capteurs sont intégrés à des dispositifs usuels au domicile sans perturbation de l’environnement habituel; leurs données sont utilisées pour effectuer une évaluation de la qualité de l’équilibre et de la qualité de la marche.

Textile intelligent

Un système qui permet de contrôler les paramètres vitaux (température corporelle, respiration et rythme cardiaque), de détecter la chute et de suivre l’actimétrie de la personne a été proposé. Ce dispositif est intégré dans les vêtements [15]. Il est constitué de fibres synthétiques distinctes [16], de capteurs physiologiques (une série de capteurs à électrodes sèches, un détecteur de chute, un actimètre...) pour générer en continu les données vitales des personnes âgées.

Le gilet Visuresp

Conçu par l’équipe PRETA (Gila Benchétrit du laboratoire TIMC) et commercialisé par la société RBI, à Meylan, il s’agit d’un système comportant un logiciel d’enregistrement non-invasif de signaux ventilatoires, et une interface de visualisation de ces signaux ainsi que des données

physiologiques qui en sont extraites. Visuresp repose sur le principe de la pléthysmographie respiratoire par inductance qui permet à l'aide d'une spirale métallique cousue sur une bande plaquée autour de la poitrine, de mesurer les variations de sa section quand la personne respire. A l'aide de deux spires, l'une placée au niveau de l'abdomen et l'autre au niveau du thorax, on obtient deux signaux, dont une combinaison donne une bonne indication du volume d'air présent à chaque instant dans les poumons.

Le vêtement intelligent VTAMN [19] "Vêtement de Télé Assistance Médicale Nomade" a été conçu par un consortium de chercheurs et d'industriels. Il s'agit d'un vêtement de téléassistance médicale assez complet, constitué de fibres synthétiques spéciales intégrant une série de capteurs à électrodes sèches, un détecteur de chute, un actimètre, etc. Quelques prototypes de ce vêtement, ont été réalisés et évalués aux plans technologique et ergonomique sur quelques personnes.

Système de semelles baropodométriques

Ce système qui mesure la pression de pied sur la chaussure, génère une distribution des données qui permet de surveiller les déplacements de la personne. Pour cela, une semelle est équipée de 256 capteurs de force de différents types. Ces capteurs sont placés sous les semelles du sujet et réagissent à la force de réaction du pied avec le sol. La semelle fonctionne avec un système de télémessure sans fil basé sur Bluetooth TM.

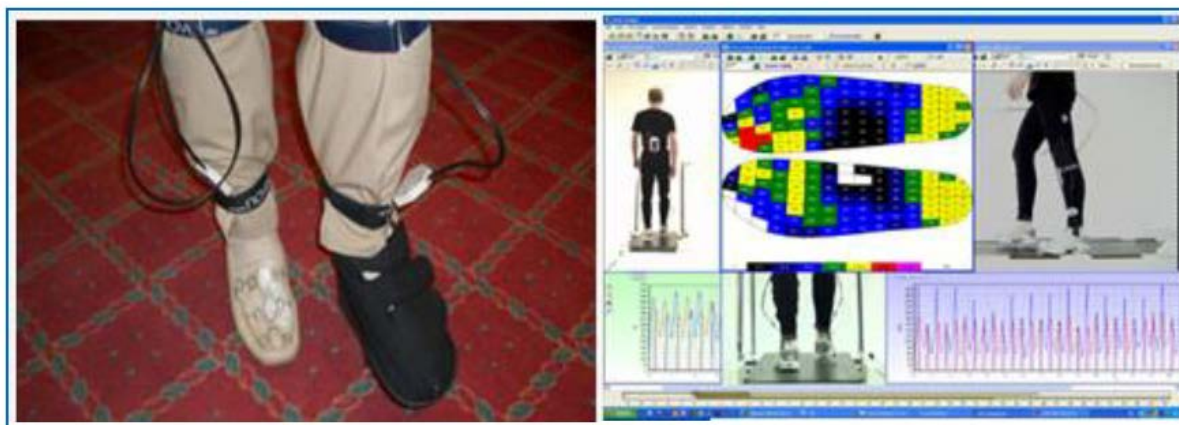


Figure 9-Semelles baropodométriques

Ce système suscite des critiques, la variabilité des données générées par ce dispositif pose problème de modélisation statistique. La fragilité des semelles réduit la durée de vie de ce système qui devient par conséquent coûteux pour une utilisation à long terme. De plus, la difficulté d'utilisation pose le problème d'acceptabilité de ces semelles.

B. Systèmes commercialisés

La montre

La montre Vivago permet de suivre l'activité quotidienne de la personne. Ce système s'appuie sur la mesure du taux de mouvement, de la pression du bras sur la montre, de la température et de l'humidité au niveau de la peau afin de restituer l'état physiologique de la personne. L'ensemble des données est exploité pour générer des paramètres statistiques (temps moyen du sommeil sur quatre semaines, calories consommées,...) afin de détecter des situations anormales. De plus, la montre est étanche(IPx7).

Cette montre transmet les données par une communication radio à une base de réception connectée à un PC à travers une liaison Ethernet. Le logiciel VISTA visualise graphiquement les données transmises par la montre en utilisant des courbes, des histogramme, etc afin de déduire des comportements anormaux.



Figure 10-La montre Vivago et l'interface du logiciel VISTA

Le patch FallSalver

FallSalver de la société Motion Knowledge Systems Inc., est un système de prévention, ce système permet de diminuer l'incidence de chute des personnes à risque. Ce dispositif est constitué d'un patch de la taille d'une carte vitale. Le patch est placé sur la cuisse du patient. Il comprend un capteur pour mesurer l'angle d'inclinaison du sujet. Afin d'enregistrer des données générées par le patch, un récepteur connecté au PC, est installé dans la chambre de la personne âgée ou dans un lieu fixe.



Inconvénient de ce système porté par la personne

Si ce genre de dispositifs s'avère pratique, l'utilisation de tels capteurs peut être dérangement voire invasif, et il y a un risque non-négligeable pour que la personne oublie de le porter ou de l'activer.

L'utilisation des capteurs portables pose un problème d'acceptabilité et d'encombrement chez les sujets concernés.

2.1.2 Systèmes mobiles

Robot

La recherche dans le domaine de la robotique mobile devient un enjeu technologique et économique important afin de rendre le lieu de vie des personnes âgées plus actif, fournir une prestation adéquate et accomplir des tâches spécifiques. Le robot mobile à roues est un système qui repose sur la connaissance de l'environnement du sujet. Les fonctionnalités changent avec l'évolution de la situation et s'adaptent à la scène du lieu de vie. La technologie de robot repose sur une structure indissociable, complexe intégrant des systèmes mécaniques, électronique, énergétique, et les logiciels incorporés.

Le projet CompanionAble

Le Projet européen CompanionAble [20] a eu pour objectif de développer des fonctionnalités robotiques en cohérence avec un environnement domotique. Ce projet a été consacré à soulever les problèmes et difficultés rencontrés par la communauté robotique. Grâce à la combinaison des capteurs de l'environnement et le robot, des fonctionnalités innovantes sont introduites (la cohérence entre le Home Controller et le robot,...) et d'autres fonctionnalités existantes deviennent plus fiables et efficaces (par exemple : localisation, détection de chute). Ce projet permet de marier l'environnement passif (Smart Home) et l'environnement actif (le robot). Le projet CompanionAble s'est déroulé entre 2008 et 2012.

Inconvénient des systèmes mobiles

La supervision et le suivi de la personne se limitent à une partie de son lieu de vie du fait que le robot ne peut monter ou descendre des escaliers et ne sait pas ouvrir les portes. Le sol doit être parfaitement plat sans faille, sinon ça peut provoquer sa chute ainsi que la présence d'un objet au sol non détecté comme obstacle par le robot (bord de tapis). Conséquemment, la localisation de la personne par le robot est difficile.

Système intégrée dans le lieu de vie de la personne

Système vidéo

Afin de détecter instantanément des événements à risque qui peuvent arriver à une personne vivant seule, ce système utilise une ou plusieurs caméras. Il exploite une suite d'images pour superviser l'activité de la personne, déduire des comportements anormaux et générer des alarmes.

Généralement, ce système vidéo repose sur la détection de la silhouette de la personne observée. En utilisant la soustraction du fond de l'image (background subtraction), l'extraction de la silhouette permet de caractériser les mouvements utiles pour détecter les événements à risque et relever des excentricités dans l'attitude du sujet.

Afin d'extraire les pixels d'intérêt dans un environnement particulier, des techniques de modélisation de background sont utilisées. Le modèle de background le plus simple suppose que les valeurs d'intensité relatives à chaque pixel sont modélisées par une distribution uni-modale. Pour surmonter les difficultés de soustraction de fond qui affectent l'efficacité de ce système, de nombreuses méthodes ont été développées. Le bruit, les changements progressifs ou brutaux de lumière, les ombres et le camouflage sont des exemples de ces difficultés.

L'acceptabilité de l'installation d'une ou de plusieurs caméras chez la personne pose un problème majeur. On n'arrive pas à convaincre les utilisateurs (les personnes âgées), que l'image est traitée par un processus interne sans dévoiler la vidéo. Ce système à base de caméra est intrusif, et il a du mal à s'intégrer dans le lieu de vie des personnes âgées. Techniquement, une puissance de calcul et des ressources informatiques riches sont requises pour le bon fonctionnement de ce système.

Système de dalles intelligentes

Placé au sol ou sur une piste de marche, ce dispositif permet le suivi des déplacements de la personne âgée. Il permet de détecter les pressions plantaires exercées lors de la marche. Ces données sont enregistrées à l'interface pied-sol. L'exploitation statistique de ces données nous permet de classifier les personnes dans différentes catégories (par exemple : fatigué, en forme, blessé,...). Couplé avec d'autres capteurs, ce système contribuera aussi directement à des applications du type « prévention et détection de chutes ».

Malgré sa précision, ce système est difficile à déployer à grand échelle (par exemple : dans un établissement) du fait de sa complexité d'installation, de son coût et de sa robustesse.

2.2 Synthèse

En combinant la partie Hardware et la partie software, plusieurs systèmes de supervision ont été développés.

En 1994, l'un des premiers systèmes de supervision utilisant des capteurs infrarouges, permettant d'estimer la mobilité de la personne a été implémenté par Celler.B.G et al à l'University of N.S.W., Sydney, Australia [22]. Ce système s'appuie sur des capteurs pyro-électriques et des capteurs de

contact pour pouvoir localiser le sujet dans une zone donnée de la chambre. La fusion avec les données de l'environnement sonore a permis de détecter le type d'activité opéré par la personne.

En 1995, Chan et al [25] ont développé un système dans lequel la partie hardware s'appuie sur des capteurs infrarouges passifs/actifs afin de superviser l'absence/présence et la mobilité de la personne observée. Concernant la partie software de ce système, elle est basée sur les réseaux neuronaux afin de détecter un état d'urgence du sujet. Cette étude est basée sur l'hypothèse que la personne demeure toute seule dans son lieu de vie.

En 1997, les japonais Ogawa et al. [26] ont utilisé des capteurs infrarouges afin de retracer les déplacements journaliers du sujet et ils ont combiné ces capteurs avec le capteur de CO2 afin de détecter la présence d'une personne immobile.

Catégories des systèmes de supervisions

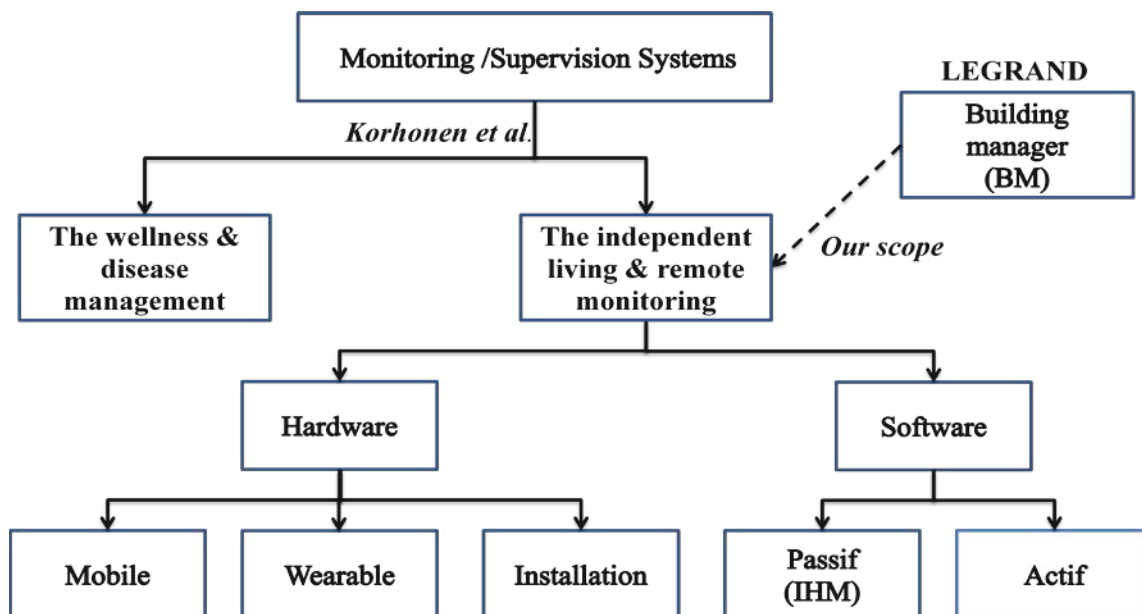


Figure 12- Les modèles de monitoring & la classification hardware et software

Dans l'état de l'art, on trouve deux catégories de systèmes de supervision selon Korhonen et al :

- “Wellness & Disease Management Model” : dans cette catégorie de systèmes de supervision, les aides-soignants participent activement au processus de supervision afin de produire des données à exploiter.
- “Independent Living & Remote Monitoring” : concernant cette catégorie, les données sont produites par les capteurs de la plateforme de supervision et le personnel en charge intervient rarement, voir pas du tout, sauf en cas d'alerte. Notons que dans notre expérimentation nous ne sommes pas en *independent living*, mais bien en maison de retraite.

Sans oublier l'architecture de communication, une plateforme de supervision est composée essentiellement de deux parties : hardware et software.

La partie logicielle s'occupe du traitement et de l'exploitation des données. Elle comporte deux sous catégories : logiciel passif et logiciel actif.

Logiciel passif est une application qui s'appuie sur une ergonomie spécifique pour afficher les données (data logging des capteurs) et laisse l'interprétation à l'utilisateur.

Logiciel actif est une application qui s'appuie sur un moteur de décision pour produire une information explicite.

La partie hardware est composée de capteurs permettant l'acquisition des données générées par la personne observée. On distingue trois types de capteurs:

Capteurs fixes: En général, ce sont des capteurs qui s'intègrent dans l'installation électrique du lieu de vie de la personne. On trouve des capteurs d'installation (accrochés au bâti) : Capteur de mouvements, microphone, capteur de feuillure, caméra...

Capteurs mobiles: tensiomètre, balance, oxymétrie,....

Capteurs portés : il s'agit de capteurs portés par la personne, par exemple la montre, le boîtier à fixer sur la taille de la personne (RFpat), vêtement, Tag...

Les systèmes de supervisons	Avantages	Inconvénients
Accéléromètre	Robuste pour détecter la chute brutale de la personne observée.	L'accéléromètre doit être fixé à la taille (ou sur le buste) de la personne le système nécessite l'intervention de la personne ou de ses aidants (par exemple : chargement de batterie).
Textile intelligent	Peu intrusif pour superviser les signaux physiologiques de la personne (température, humidité,...)	La personne est contrainte de porter certains types de vêtements. Peu d'offre, problème d'alimentation
Système de semelles	Fiable pour suivre le déplacement de la personne.	La variabilité des données générées par ce dispositif pose le problème de la modélisation statistique La fragilité des semelles réduit

		la durée de vie de ce système qui devient par conséquent coûteux pour une utilisation longue durée. De plus, la difficulté d'utilisation de ces semelles pose le problème de leur acceptabilité.
La montre	Fiable pour superviser les signaux physiologiques de la personne (température, humidité, pouls ...)	Ce système ne détecte pas directement la chute. Risque d'oubli
Le patch FallSalver	Un système fiable pour prévenir la chute.	Ne détecte pas la chute de la chaise.
Robot	C'est un système actif, dans le cas où la personne est incapable d'effectuer des déplacements, le robot peut se déplacer vers la personne et générer les données nécessaires. Il peut également assurer des services (par exemple : la Vidéo conférence,...).	La variabilité des données générées par ce dispositif pose le problème de la modélisation statistique . La supervision et le suivi de la personne se limitent à une partie de son lieu de vie du fait que le robot n'est ni capable de monter ou descendre des escaliers ni d'ouvrir les portes.

Tableau 1 - Synthèse des systèmes de supervisions

Section 2 : La supervision à domicile

Les premiers travaux de recherche dans ce domaine de *télévigilance* ont porté sur le suivi du patient à domicile ce qui explique le nombre important de publications. Dans ce chapitre, nous nous limitons à l'étude détaillée des dispositifs de supervision utilisant les mêmes sources de données que les systèmes de supervision installés dans les maisons de retraite. Cette étude est indispensable car malheureusement nous constatons qu'il y a peu de publications sur le monitoring dans les établissements de type EHPAD.

2.3 Les systèmes de détection des comportements anormaux

L'état de l'art.

Dans l'état de l'art [19][20][21][31], on distingue deux approches. La première approche consiste à chercher un profil de référence pour la personne observée et comparer ce profil au cours de la supervision afin de détecter une dérive et alerter le personnel en charge. Par exemple, utiliser le taux de mouvement habituel de la personne dans la chambre pendant la nuit, ses différents déplacements dans l'appartement ou la durée moyenne pour faire sa toilette. Comme les personnes âgées respectent un rite et se déplacent lentement, moins loin et moins souvent, cela justifie cette approche.

Afin de détecter une incohérence et un comportement anormal, la seconde approche s'appuie sur la reconnaissance et l'analyse de l'ensemble des activités journalières effectuées par la personne observée. Par exemple, si l'algorithme reconnaît l'activité « lever » tard dans la matinée, le superviseur génère une alerte. Comme deuxième exemple, si dans l'ensemble des activités classifiées du jour J, la probabilité de l'activité « manger » est assez faible, un problème de malnutrition est signalé aux personnes de service.

En exploitant une de ces deux approches, des chercheurs ont expérimenté des travaux dans ce domaine de télévigilance :

Virone et al. [22][23][24] présentent la mise en place d'un HIS (Habitat Intelligent pour la Santé) expérimental. En faisant l'hypothèse que les rythmes biologiques et sociaux de l'occupant sont liés à son comportement et à son activité physique, les auteurs mesurent ces rythmes par le déplacement de l'occupant au sein de l'habitat en utilisant des capteurs infrarouges passifs. Ils proposent le terme de 'Rythmes Circadiens d'Activité' (RCA) pour faire référence à la mesure comportementale de l'activité de l'occupant dans l'habitat. Le système effectue la surveillance et auto-apprend les habitudes de vie de l'occupant à travers le calcul des RCA, de façon à détecter une évolution anormale du comportement à long terme. Un simulateur a été développé pour valider le système.

En utilisant un commutateur on-off pour surveiller le temps d'utilisation du téléviseur de l'occupant, Nambu et al. [28] ont présenté un algorithme pour détecter automatiquement l'état de santé de l'occupant. Cet algorithme reconstruit des images monochromes à partir des données de l'heure où

l'occupant regarde la télé. Chaque fois que l'occupant démarre la télé, l'heure de départ est enregistrée. Ils divisent les 24 h en intervalles de quinze minutes, et pour un mois de trente jours ils obtiennent une image monochrome de 30x96 pixels. Si l'heure de départ est enregistrée dans un intervalle de quinze minutes, on met le pixel correspondant en noir. Ils ont supposé que l'aspect aléatoire de l'image augmente si les rythmes de la vie quotidienne changent et si l'occupant est en mauvaise santé. Si l'aspect aléatoire de l'image est important, le contenu de l'image (entropie) est grand. L'algorithme calcule l'entropie de l'image reconstruite pour diagnostiquer l'état de santé de l'occupant. Cet algorithme a été appliqué aux données obtenues pendant sept mois et le résultat a correspondu à l'état de santé de l'occupant. Ils ont supposé que cette méthode pouvait être utilisée non seulement pour diagnostiquer l'état physique mais aussi l'état mental de l'occupant. Dans une nouvelle version du système PROSAFE, Bonhomme et al. [29][30] ont utilisé une analyse multicritères (temps de présence, temps d'immobilité, vitesse, distance) avec le calcul automatique de tranches horaires pour évaluer une situation anormale de l'occupant. Ce traitement et cette analyse étant issus de la combinaison de calculs statistiques qui reposent sur l'historique des activités de la personne et la mise en œuvre d'un algorithme génétique.

Divers critères sont présentés dans les articles de ce groupe afin de classer une situation comme "habituelle" ou "inhabituelle". Il reste encore des difficultés pour classer les situations "inhabituelles" en "situations dangereuses" ou "situations non-dangereuses".

Dans l'objectif de détecter des comportements anormaux, les laboratoires de recherche ont peu investigué les capteurs de mouvement en tant que système autonome afin de classer et reconnaître l'ensemble des activités effectuées par le patient. Reconnaître l'activité de la personne chez elle, est un problème ouvert. Dans la thèse de LE XUAN HUA, il a choisi huit activités à reconnaître, deux activités en plus de celles définies par Katz [25][26][27] (toilette, habillage, aller aux toilettes, transfert et alimentation). Dans cette thèse, LE XUAN HUA a considéré trois activités comme des repères pour détecter des situations de détresse : 'coucher', 'lever', et 'sortir'. C'est à partir de ces trois activités que son système détecte des changements d'habitudes et des situations anormales.

Utilisant la matrice de déplacement des personnes âgées comme référence [18], S. Ohta et al ont mis en place un algorithme de détection des changements d'habitude. Les déplacements d'un occupant sont représentés sous la forme d'une matrice ou d'un diagramme de transitions. Pour définir si une journée est 'habituelle' ou 'inhabituelle', ils étudient la durée de séjour dans les pièces, la longueur des déplacements effectués dans la journée et comparent la matrice de transition avec des matrices de référence, et l'histogramme de déclenchements des capteurs avec les histogrammes de référence. Un état 'inhabituel' n'impliquant pas automatiquement un état "anormal" (synonyme de maladie ou d'accident), toute détection d'un état 'inhabituel' sera transmis aux aidants, qui décideront de l'intervention appropriée.

Nous nous sommes inspirés des travaux de S. Ohta, en exploitant la matrice de transition pour filtrer les données produites dans l'appartement GIS MADONAH et suivre les déplacements de la personne observée.

2.4 L'appartement prototype de GIS MADONAH

A l'origine, la domotique est conçue pour assurer le confort aux résidents. Ces composants domotiques, permettent de constituer des systèmes de contrôle/commande très variés dont la finalité peut dépasser cette notion de confort souvent mise en avant commercialement. Le concept de l'appartement prototype a été introduit dans le but de « détourner » l'usage initial de la domotique pour offrir aux résidents des dispositifs plus orientés vers l'assistance qui se traduit in fine par offrir un environnement plus sécurisé [2]. Le constat est qu'il y a une forte similitude dans les solutions : ce qui relevait initialement (ou du bien-être) va souvent se révéler, moyennant des modifications minimales, pertinent pour aider les personnes en pertes d'autonomie



Figure 13- Evolution des systèmes pour l'assistance à l'autonomie

L'intérêt de la domotique est de disposer d'une maison qui évolue au rythme de ses occupants.

Ces solutions s'adaptent à l'installation, sans travaux lourds, ce qui évite une rupture (modification lourde, déménagement temporaire, placement en structure spécialisée ...) lorsque la perte d'autonomie s'enclenche.

Dans le cadre de GIS MADONAH [1] (Groupe d'Intérêt Scientifique pour le Maintien et Assistance Diurne Ou Nocturne pour personnes Âgées et/ou Handicapées), Legrand a équipé un appartement prototype dans la résidence Bellevue à Bourges [4]. Cet appartement pilote [3] est considéré comme un champ d'expérimentation et de test des technologies.

L'appartement, d'une superficie de 100 m², est composé d'une cuisine, d'une pièce à vivre, d'une chambre et d'une salle de bain.



Figure 14- La maison témoin à Bourges

2.4.1 L'installation

Parcours lumineux

Le parcours lumineux est constitué de capteurs de présence (infrarouge et ultrason) reliés à des composants électriques (ampoule, veilleuse,...) par le courant porteur CPL. InOne est le protocole utilisé par les composants de ce système pour pouvoir communiquer.

Il permet de guider la personne dans ses déplacements nocturnes avec un éclairage non-agressif. Automatisé, il se déclenche à son passage et s'éteint grâce à une temporisation. Cette solution, basée sur la technologie radio, ne nécessite pas de travaux lourds. Elle permet de conserver l'éclairage existant.

Avantage

Ce système permet d'éviter les accidents domestiques dûs au manque d'éclairage la nuit. . Il évite également aux personnes peu mobiles (voire ceux utilisant des béquilles ou un déambulateur) de tendre la main pour allumer et éteindre chaque pièce. De plus, l'éclairage progressif (soft start-soft stop) du parcours permet d'éviter aux patients un « choc lumineux ».

Inconvénient

Dans la chambre, le fait que le parcours lumineux repose sur un capteur de détection de mouvements fixé au niveau de pied du lit, un simple geste au niveau du sol (bras pendant du lit, par exemple) peut activer ce système.

Positionnement des capteurs

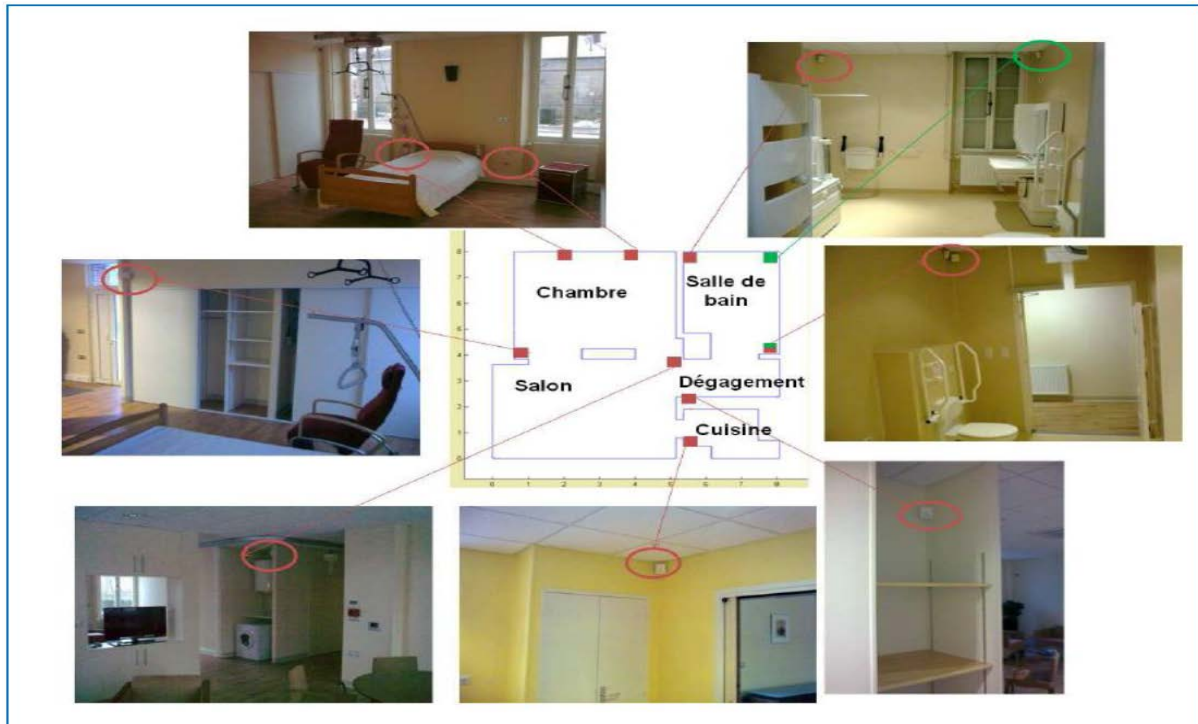


Figure 15-Installation des capteurs de mouvements

Dans le séjour :

- 1 détecteur de mouvement qui surveille la pièce,
- 2 commandes des volets roulants (Montée/Descente) pour chaque fenêtre, et une troisième centralisée pour commander les volets de toutes les fenêtres en même temps,
- 1 commande pour l'éclairage ;

Dans la cuisine :

- 1 détecteur de mouvement qui surveille la pièce,
- 1 commande pour l'éclairage,
- 1 commande des volets roulants,
- 1 capteur de fuite d'eau,
- 1 détecteur de fumée,
- 1 sonde de température dans le frigo ;

Dans la salle de bain :

- 2 commandes de la porte automatique (une à l'intérieur et l'autre à l'extérieur de la salle de bain),
- 1 commande pour l'éclairage,
- 1 commande des volets roulants,
- 1 commande pour l'ouverture et la fermeture de la fenêtre,
- 1 commande pour l'ouverture et la fermeture du robinet de la baignoire,
- 1 commande pour l'ouverture et la fermeture de la bonde de la baignoire,
- 2 détecteurs de mouvement qui surveillent la pièce sur deux angles différents,
- 2 capteurs de fuite d'eau, un pour la baignoire, le second pour les WC ;

Dégagement :

- 1 commande pour l'éclairage,
- 1 détecteur de présence pour surveiller la zone,
- 1 sonde de température pour mesurer la température intérieure,
- 1 commande de la porte d'entrée automatique ;

Chambre :

- 1 commande des volets roulants,

2.5 Le système PERvision

Le système PERvision [17] est une « maquette logicielle » développée en interne par la recherche Legrand. Ce logiciel permet de remonter les données collectées aux utilisateurs et au personnel de service. Les différentes informations de l'environnement sont représentées graphiquement pour les aides-soignants, cela permettant d'en déduire et suivre les différents déplacements du sujet. En 2009, ce système a été installé dans l'appartement pilote de la maison de retraite Bellevue à Bourges, c'est ce qui nous a permis de disposer d'une base de données, à l'issue de courts séjours des personnes âgées.

2.5.1 Plateforme d'acquisition : Application web.

Dans l'objectif d'avoir accès à distance aux données produites dans le lieu de vie de la personne âgée, la technologie web se présente comme le meilleur moyen. Cette application web comporte trois couches logicielles :

- **Un gestionnaire de base de données :** C'est la partie logicielle qui permet de gérer et d'héberger la base de données.
- **Un serveur d'application :** Un serveur équipé d'un logiciel qui permet d'exécuter les scripts (par exemple : PHP) et de générer les pages HTML s ou XHTMLs.
- **Une couche Client :** Un logiciel qui interprète les pages XHTML et JavaScript pour l'affichage des données (par exemple : internet explorer).

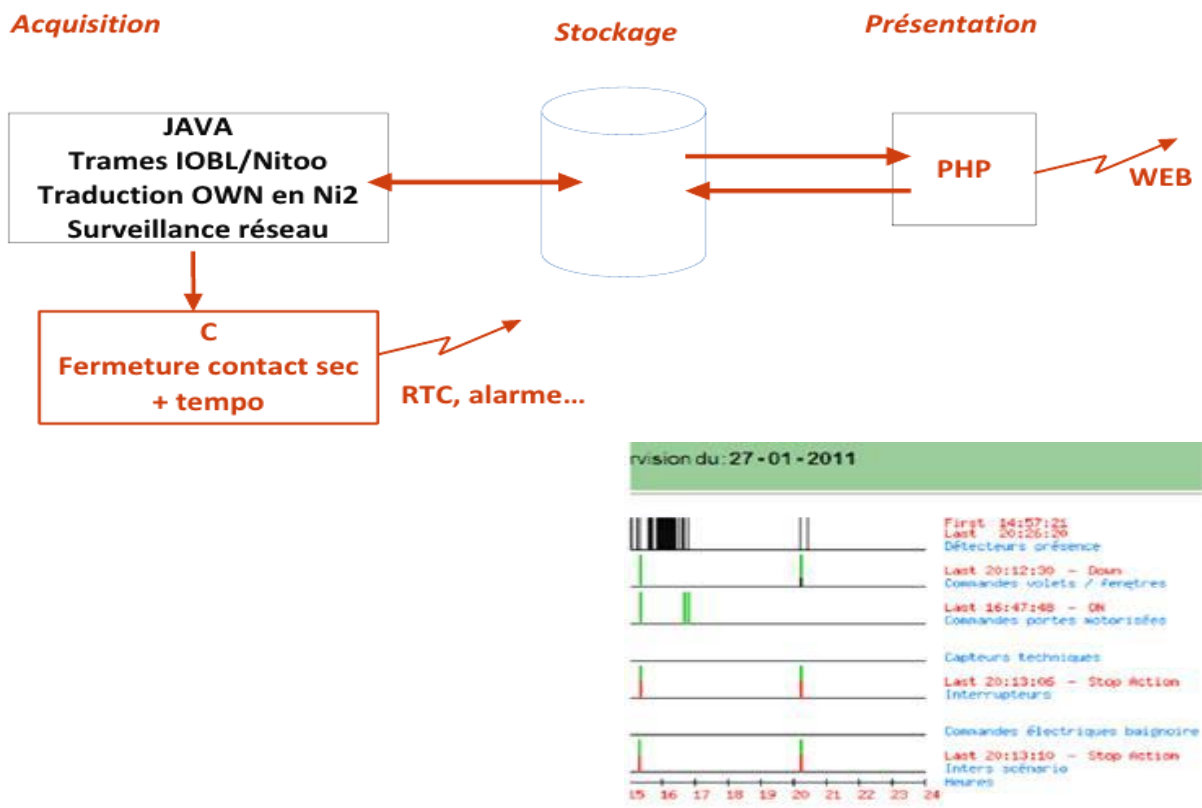


Figure 16- Schéma général de la plateforme PERvision

2.5.2 Le processus d'acquisition

Le langage JAVA a été choisi pour développer le processus d'acquisition car c'est le langage de développement des applications nomades. La technologie JAVA permet de s'affranchir de la plateforme matérielle sur laquelle les applications s'exécutent, de même que du système d'exploitation de la machine. Cependant, JAVA s'exécutant sur une machine virtuelle, il ne gère pas les accès qui doivent être pris en charge par des pilotes de périphériques. Ceux-ci sont alors implémentés en C/C++. La liaison vers l'extérieur s'effectue via internet.

Le protocole InOne (propriétaire de Legrand) est utilisé par le système PERvision pour décrypter les trames reçues au niveau du serveur central de télévigilance. Ces trames sont envoyées par les capteurs LEGRAND à travers le CPL (courant porteur) ou de la radio (grâce à une passerelle radio/CPL). Afin d'avoir un système ouvert au monde extérieur et d'exploiter les informations générées par des dispositifs externes, j'ai intégré le protocole Open Web Net dans ce logiciel de supervision.

2.5.3 La base de données

La base de données de type MySQL a été choisie pour l'enregistrement des données. Ce type de logiciel (Gestionnaire de Base de Données) permet d'organiser, structurer et sauvegarder les données de telle sorte qu'elles puissent être facilement retrouvées, au prix d'un temps de traitement qui dépend

directement de la quantité d'information à explorer. Les données provenant directement des capteurs seront archivées dans l'ordre chronologique dans la base.

L'horodatage est un élément indispensable, afin de connaître la cohérence temporelle d'une donnée et pouvoir aussi la situer par rapport aux données. Ceci soulève alors le problème du maintien de la précision de cette horloge.

2.5.4 Le serveur Web

L'installation d'un serveur web permet de garantir un accès sécurisé à la base de données. La communication se fait à travers une liaison Ethernet.

2.5.5 L'interface Web

L'interface Web de logiciel PERvision est un moyen d'informer le personnel en charge. Elle permet de visualiser les données sous formes d'histogrammes, de courbes ou de chronogrammes. Le choix s'est porté sur une IHM répondant principalement à des critères de convivialité, de sécurité, et d'adaptation aux acteurs.

Le système PERvision s'appuie sur les pages Web pour restituer l'IHM. Le PHP est le langage choisi pour générer des pages web dynamiques sur le serveur web. Ces pages HTML sont interprétées par un browser (Internet Explorer, Mozilla, Google chrome).

2.5.6 Le Système d'exploitation

Le choix du système d'exploitation s'est porté sur l'open source. Linux est le système le plus adéquat pour les serveurs de communication (Serveur Web) et les applications réseau. Nous avons choisi Ubuntu pour héberger notre système PERvision.

2.5.7 L'architecture matérielle

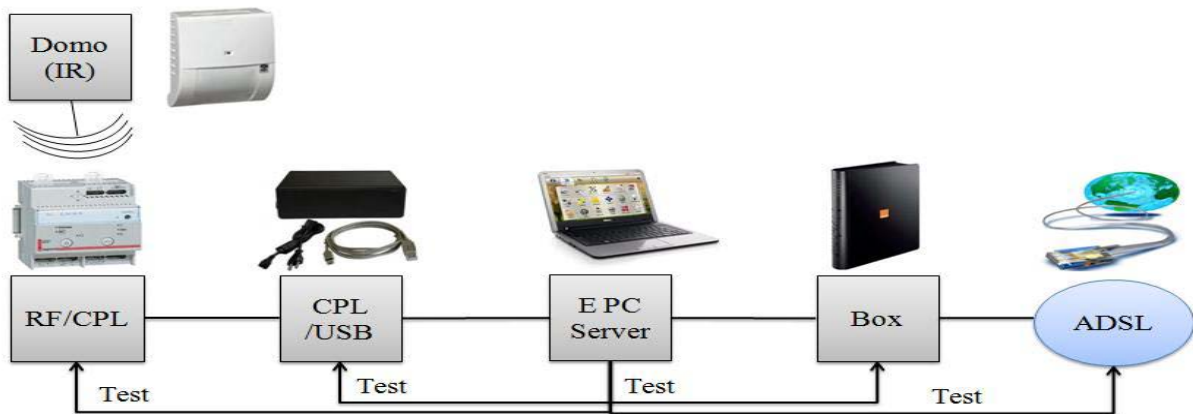


Figure 17- L'architecture matérielle minimale pour la plateforme PERvision

Le capteur infrarouge (Domo) envoie la trame radio (868 MHZ) à la base radio (RF/CPL), cette base traduit la trame radio reçue en trame CPL (courant porteur). La passerelle (CPL/USB) reçoit la trame CPL et la transcrit en trame RS232. Utilisant le protocole "InOne", le serveur décrypte la trame

RS232 et enregistre l'information dans une base de données. Afin d'avoir un accès à distance, le serveur qui héberge le système PERvision est connecté à un modem ADSL.

Un suivi de ces différentes connexions (radio, CPL, internet) est effectué par le logiciel PERvision dans l'objectif de vérifier l'intégrité des données.

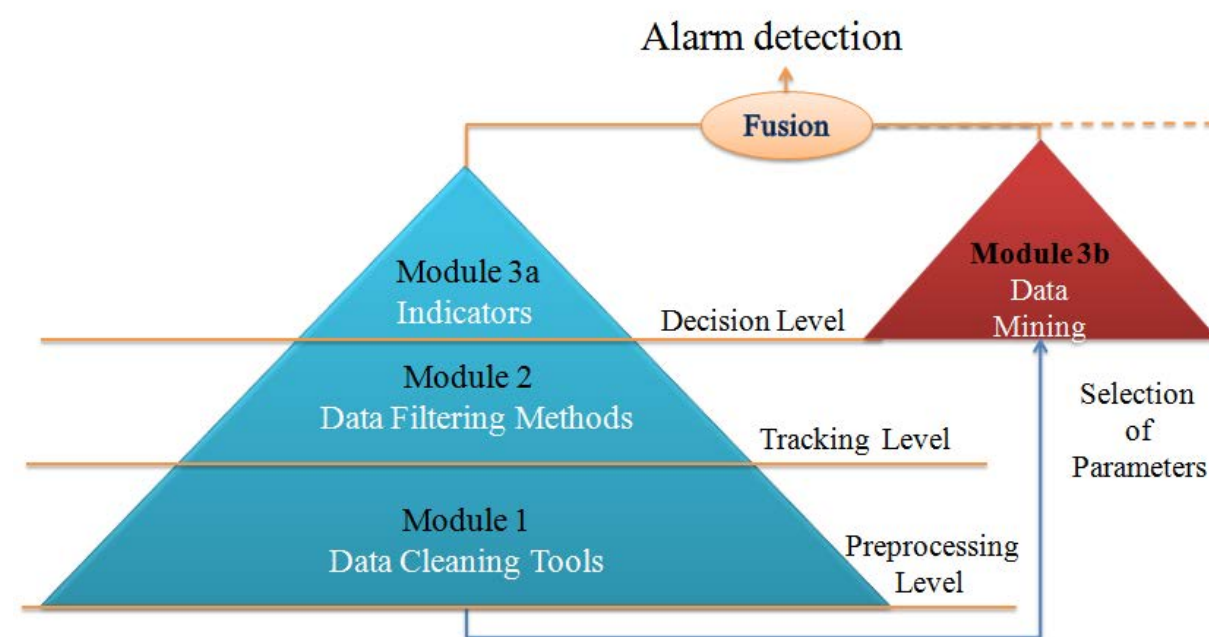
2.5.8 Caractéristiques des capteurs infrarouges

Dans la plateforme PERvision, les capteurs infrarouges passifs [6] installés dans l'habitat possèdent les caractéristiques suivantes:

- Les capteurs délivrent des événements et non des états : si la personne s'immobilise dans la zone de détection du capteur, elle n'est plus détectée.
- La fréquence d'échantillonnage des capteurs est de 0,2 Hz.
- Le capteur possède un seuil de sensibilité pour chaque niveau de luminosité.
- Le capteur couvre un champ de vision avec un angle de 90 degrés.
- Le nombre de détections au cours d'une durée dépend de la position du capteur par rapport au sujet.

2.6 Système d'aide à la décision

L'objectif est d'intégrer un module de décision intelligent dans le système PERvision. Ce module doit être établi sur un modèle qui détecte instantanément des comportements anormaux du patient [5][7][8]. L'exploitation des modalités externes à la plateforme PERvision permet d'avoir un moteur de décision plus fiable et plus robuste. Ce système PERvision est ouvert, il est prêt à se connecter et communiquer avec des dispositifs externes. Par conséquent, des techniques de fusion multimodale seront mises en place au niveau de ce module dans le cadre du projet E-Monitor'Age. Ce système d'aide à la décision se compose de trois modules complémentaires.



2. 6.1 Module de prétraitement des données

Les problèmes informatiques au niveau de l'acquisition et de l'enregistrement des données, les erreurs d'horodatage ou les problèmes matériels (le dysfonctionnement de la base de réception radio, la passerelle transcription) provoquent la détérioration de l'intégrité des données. Ce module de prétraitement de l'information permet de restaurer la cohérence de ces données. De plus, des données inutiles sont générées à cause des perturbations comme : la perte des connexions radio, des connexions zigbee, ou la perte de la connexion internet par le serveur qui héberge le système PERvision. Ce module permet aussi de vérifier la validité de la trame RS232 reçue sur le serveur.

Afin de vérifier si les trames sont convenablement reçues et les données correctement enregistrées, des conditions de validités seront implémentées. Au niveau de ce module de prétraitement, un programme de suivi de l'ensemble des connexions (radio, CPL et internet) est mis en place. Ce programme permet de détecter le dysfonctionnement de la passerelle CPL/USB, le dysfonctionnement de la base radio RF/CPL et l'arrêt du modem ADSL.

L'implémentation et la mise en œuvre d'un programme de suivi de fonctionnement de la plateforme PERvision, nous a permis de dévoiler la fréquence d'apparition des perturbations sur une durée de trois ans, comme le montre la Figure 19. Les données sont affectées par ces perturbations et leur intégrité est mise en cause. C'est la raison pour laquelle le module de prétraitement a été mis en place.

Afin de restaurer et corriger la base de données de GIS Madonah, j'ai utilisé un logiciel ETL (Pentaho Data Integration) pour ce module de prétraitement.

Ce logiciel ETL open source est un moyen pour l'extraction, le traitement et le chargement des données dans une base. Cet outil est utilisé pour les bases de données multidimensionnelles dans le domaine du Business Intelligence (BI).

Ce logiciel est paramétrable pour extraire et sélectionner les données utiles. Il est paramétrable pour définir les conditions de validités des données et il est efficace pour charger et transférer des bases de données d'une taille conséquente.

L'intégration de ce logiciel ETL nous a permis d'éliminer les erreurs suivantes :

- Les jours où la connexion a été perturbée (accès interne et externe).
- Les jours d'installation et de dépannage de la plateforme.
- Les jours de visite de la plateforme par d'autres personnes.
- Les jours de non-utilisation de la maison GIS MADONAH.

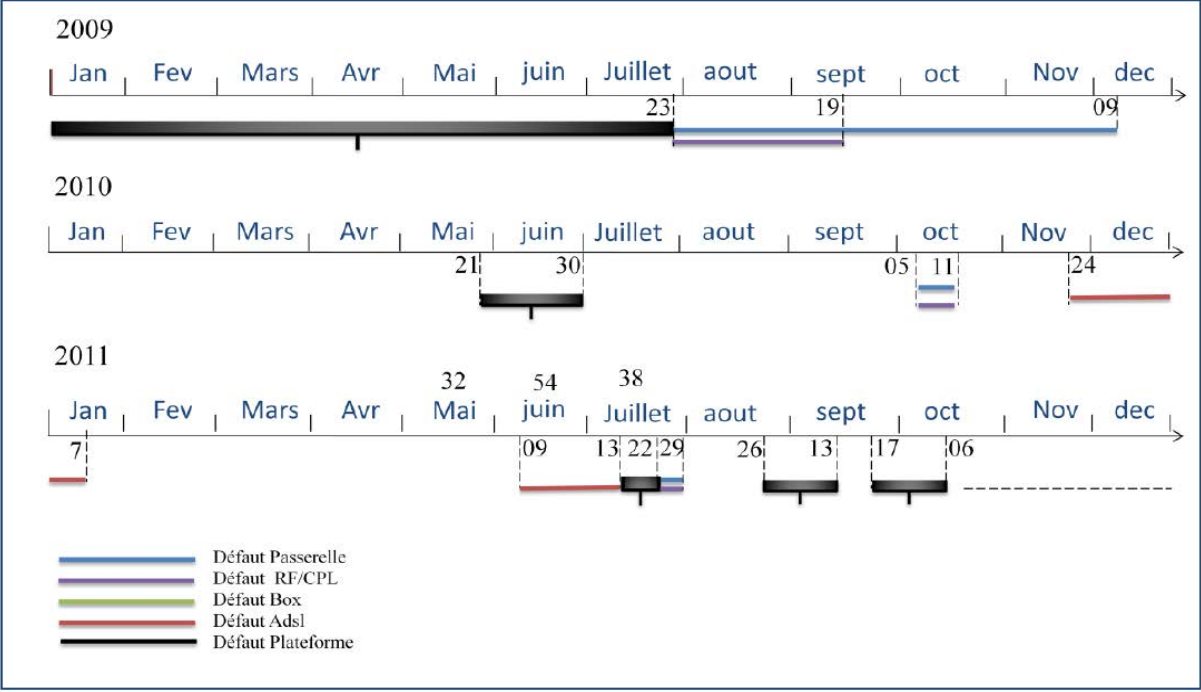


Figure 19- Suivi des perturbations de connexions de la plateforme PERvision

- Sur ce schéma, on montre les durées d’arrêt de la plateforme PERvision provoquées par des pannes matérielles et des problèmes logiciels. Le tableau ci-dessous résume la durée de ces perturbations, en nombre de jours et d’heures cumulées.

Type	Accès Interne	Accès Externe			Arrêt
	ADSL	Box	Passerelle	CPLRF	Plateforme (logiciel)
Jours perturbés	74 Jours	0 Jours	91 Jours	13 Jours	85 Jours
Heurs cumulées	1768 heurs	9 heurs	2206 heurs	436 heurs	2040 heurs

Tableau 2 - Nombre de Jours et d’heures de dysfonctionnement de la plateforme PERvision

En utilisant ce logiciel ETL, ce procédé de prétraitement a été testé en ”offline” afin de restaurer la cohérence des données collectées au cours de ces trois dernières années. En revanche ce système de sélection et de correction des données peut bien être utilisé en temps réel.

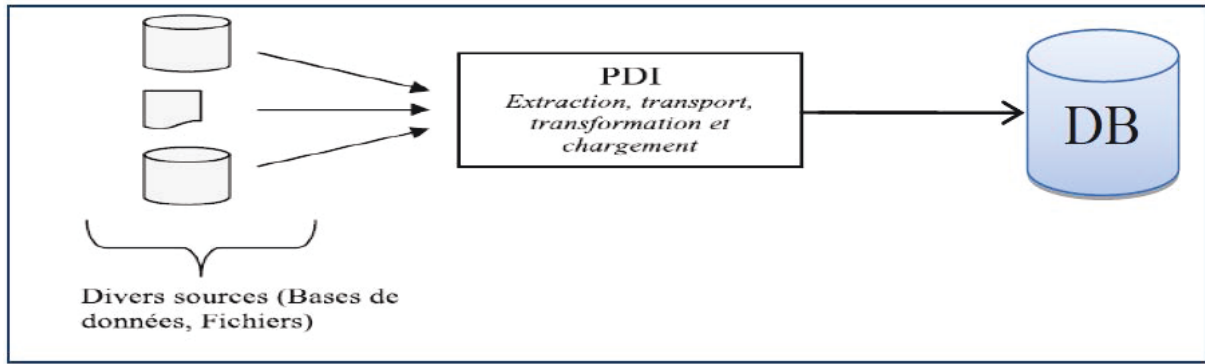


Figure 20 - Suivi des perturbations de connexions de la plateforme PERvision

2. 6.2 Module et Méthodes proposées : Le module de filtrage des données

Ce module permet de filtrer les données de manière à éliminer les fausses détections des capteurs infrarouges, et vérifier la cohérence de la suite des détections. Pour cela le dispositif doit être capable de distinguer entre la détection du patient et une fausse détection mais aussi être capable de savoir si la personne est seule ou non.

Dans un premier temps, nous avons utilisé une matrice de transition équiprobable pour le module de filtrage. Ce module qui a été mis en œuvre dans le cadre de projet CompanionAble est un filtre spatial. C'est une méthode qui repose sur le positionnement des capteurs dans l'appartement.

Le principe

Le principe consiste à ne valider l'activation d'un capteur de mouvement que si un des capteurs du réseau, couvrant une surface voisine ou la même surface, à déjà été activé. Pour cela, la matrice de transition M est préalablement définie ci-dessous :

$$M = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} & \dots & p_{1j} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} & \dots & p_{2j} \\ & & \dots & & \\ & & \dots & & \\ p_{i1} & p_{i2} & p_{i3} & \dots & p_{ij} \end{pmatrix}$$

Si l'activation d'un capteur de mouvement est valide :

$$M(i, j) = p_{ij} = \left(\sum_{j=0}^{Q-1} Nearest_Area_j + 1 \right)^{-1}$$

Sinon

$$M(i, j) = p_{ij} = 0$$

Où Q est le nombre total de zones dans l'appartement et $Nearest_Area_j$ est un nombre binaire

Donc pour valider l’observation $(C_1, C_2, ..., C_Q)$

$$sum(a) = \sum_{i=1}^Q a_i \neq 0$$

$$a = M * (C_1, C_2, ..., C_Q)^T = (a_1, a_2, ..., a_Q)$$

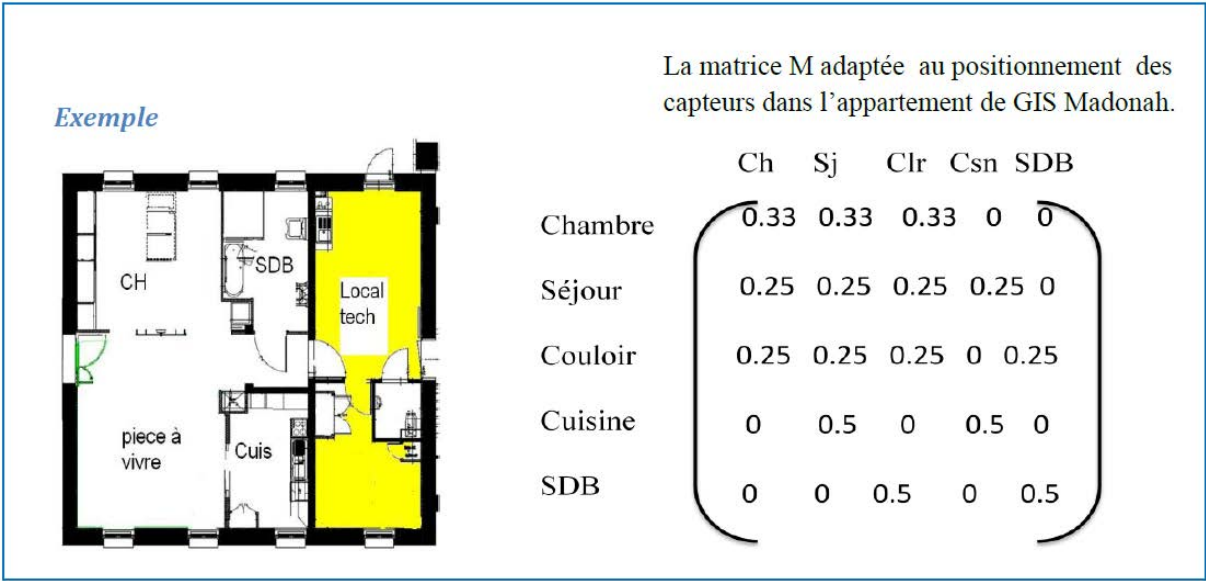


Figure 21- La matrice de transition adaptée afin de filtrer les données produites dans l’appartement pilote de GIS MADONAH

Pour passer de la chambre à la cuisine, la personne doit passer par le séjour. Si le capteur de la cuisine s’active alors que la dernière détection a eu lieu dans la chambre, il s’agit alors certainement :

- 1- d’un faux positif causé par la présence d’un courant d’air chaud.
- 2- de la présence d’un animal, un chat par exemple.
- 3- de la présence d’une deuxième personne.

La matrice de transition spatiale peut être affinée pour chaque individu suivant ses déplacements journaliers. Ohta et al. [18] ont observé pendant 80 mois un appartement équipé de capteurs infrarouges passifs dans lequel huit sujets, ayant 81 ans d’âge moyen et vivant seuls, se sont succédés. Ils ont constaté que chaque sujet avait un modèle spécifique de déplacement. Les déplacements d’un occupant sont représentés sous la forme d’une *matrice* ou d’un *diagramme de transitions*.

Résultats

Les expérimentations réalisées avec ce filtre spatial, de manière différée sur la base de données GIS MADONAH, nous a permis d’identifier des situations anormales et de corriger la suite des détections enregistrées. Cette base de données a été enregistrée à l’issue d’un séjour de 32 jours par une personne âgée de 85 ans.

Parmi les situations anormales détectées, utilisant ce filtre spatial, nous avons :

- l’activation de capteur de mouvement de pied de lit qui déclenche la mise en route du chemin lumineux et l’ouverture automatique de la porte de la salle de bain. L’ouverture de la porte de la salle de bain provoque un courant d’air chaud qui active le capteur de couloir. Dans le cas où la personne récupère quelque chose au pied du lit, le chemin lumineux se déclenche et la porte de la salle de bain s’ouvre. Cela suppose que la personne se soit déplacée vers le couloir et a passé le reste de la nuit dans le couloir et donc une chute est fortement probable.
- D’autres types de situations anormales, s’apparentant à des anomalies qui sont provoquées par des dysfonctionnements matériels ou informatiques, ne peuvent être évités que par la mise en place d’un module de filtrage dédié au traitement des données enregistrées.

Avantages

Utiliser cette méthode qui s’appuie sur une matrice de transition équiprobable n’exige pas d’avoir une base de données pour opérer un apprentissage. La mise en œuvre de cette approche est simple, pratique et empêche d’enregistrer des données incohérentes dans certaines situations.

Limites

Un faux positif observé dans la zone voisine de la surface couverte par le capteur déjà activé, cela perturbe le système de suivi et nécessite une réinitialisation de l’algorithme.

Le facteur temps doit être intégré pour avoir un filtrage spatio-temporel et un auto-apprentissage préalable doit être effectué pour avoir plus de fiabilité.

Modéliser les déplacements de la personne chez elle

Modéliser les déplacements de la personne dans son appartement, cela revient à affiner la matrice de transition et à ajuster les valeurs de probabilités.

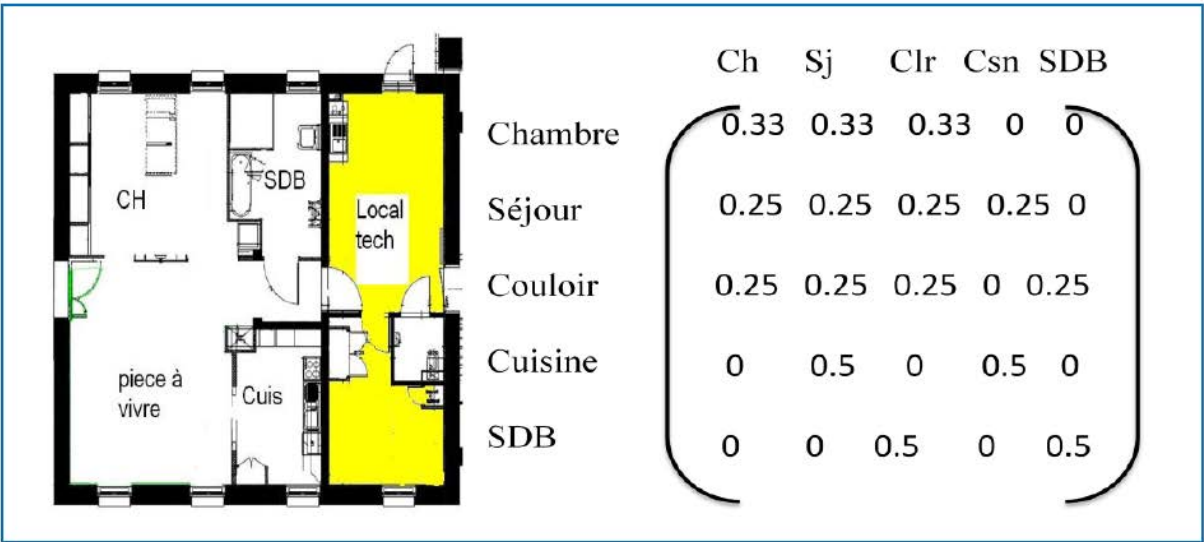


Figure 22-Matrice de transition adaptée mais à affiner pour les valeurs des probabilités afin de filtrer les données produites dans l’appartement pilote de GIS MADONAH

Afin d’ajuster les probabilités des déplacements entre les pièces de l’appartement et avoir un modèle de persistance dans une pièce, l’urne de Polya et les chaines de Markov du 1^{ère} ordre ont été introduites dans [32]. Ce modèle permet de prédire la position de la personne observée mais aussi de corriger sa position en exploitant les informations produites par les différents capteurs.

2. 6.3 Module de décision, classification, fusion et génération des rapports

Dans l’objectif de détecter des situations anormales dans le comportement habituel de la personne et faire un choix probabiliste entre deux classes ‘‘Habituel’’ et ‘‘Non habituel’’, ce module s’appuie sur des modèles statistiques, des systèmes experts, des techniques de fusion de données,..... De plus ce module doit être capable d’orienter le personnel de service dans la maison de retraite.

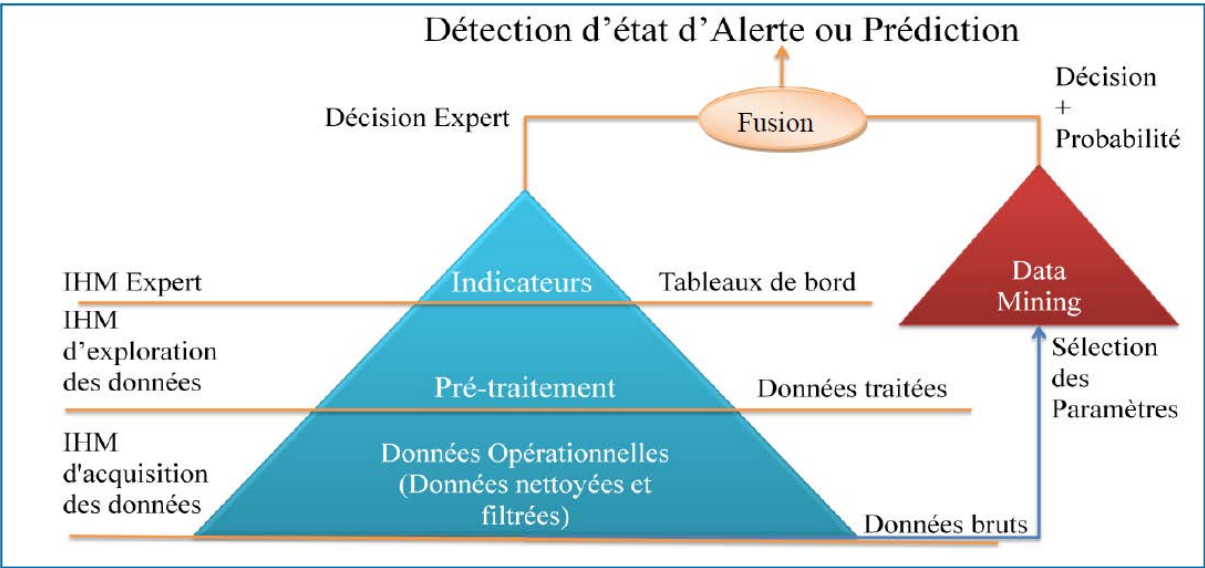


Figure 23-Schéma général d’un système de décision

Enregistrement de la Base de Données

Dans l’appartement pilote GIS MADONAH de la maison de retraite Bellevue à Bourges, quatre personnes âgées ont effectué des courts séjours. Cela nous a permis de disposer d’une base de données pour évaluer nos algorithmes.

La première personne a séjourné pendant 36 jours (de 21/01/2010 au 28/01/2010). La personne est âgée de 85 ans, complètement autonome, et en très bon état cognitif.

Au cours de l’année 2011, les 3 derniers patients, ont effectué des séjours de 3 jours chacun. Donc, en tout, on a 45 jours d’enregistrements dans la base de données.

La détermination du profil de l’activité journalière de la personne

Afin de déterminer un profil du taux d’activité de la personne, nous avons calculé le nombre d’excitations par heure pour chaque jour et dans chaque pièce et aussi le nombre d’excitations par jour. Le taux d’occupation des pièces peut être exploité comme un indice de normalité ou non du comportement journalier de la personne.

La présentation des courbes et des histogrammes, de manière à faciliter l'interprétation pour le personnel de service, permet de suivre la localisation et le taux de mouvement en temps réel.

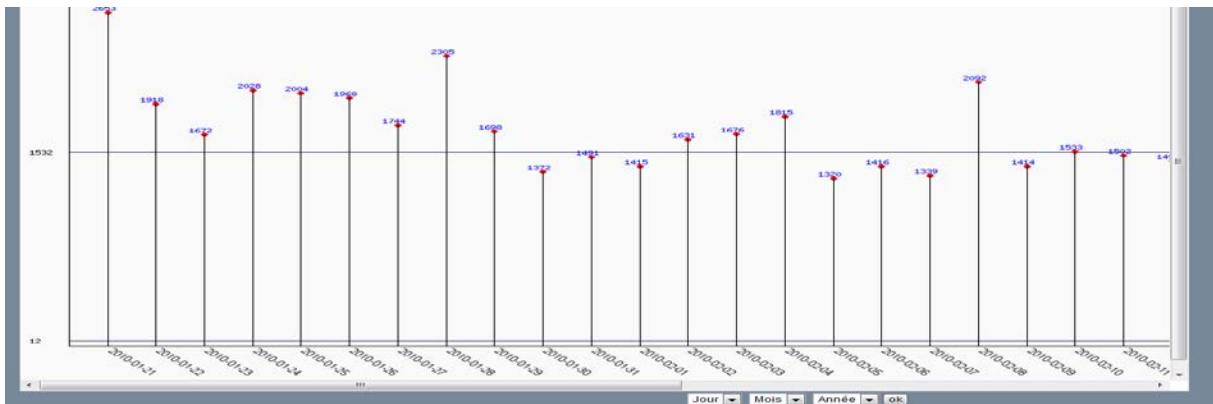


Figure 24-Interface web qui montre le taux d'agitation par jour.

Cet histogramme permet au personnel en charge de visualiser le taux de mouvement de la personne au cours d'une journée. Cela peut indiquer un faible ou un fort taux de mouvement et avoir une moyenne statistique sur une longue durée. En revanche cela ne permet pas de détecter ou de confirmer une situation de détresse. Sur cette interface web, un lien nous permet de choisir une date pour voir un peu plus en détail l'agitation au cours de la journée par heure, par pièce et par heure dans chacune des pièces.

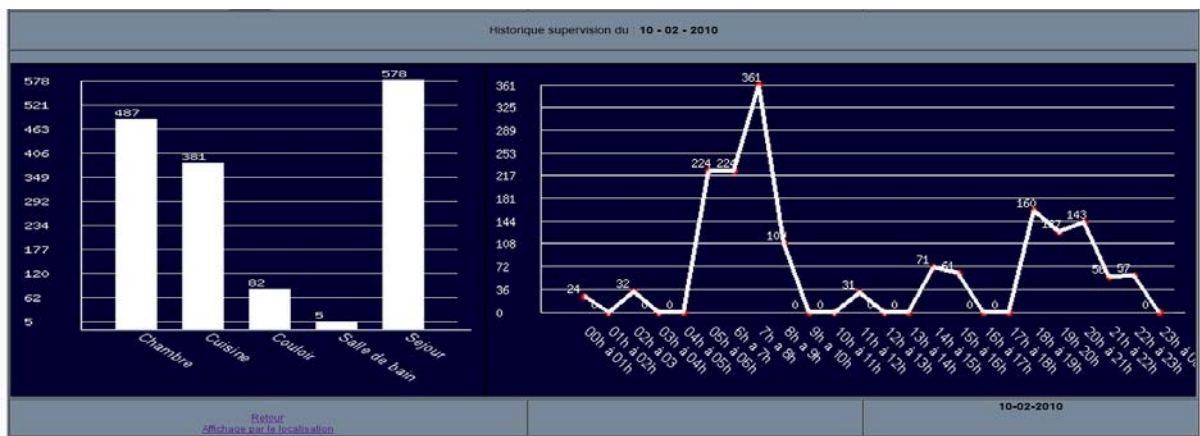


Figure 25 -Page web illustrant l'évolution horaire du taux d'agitation et le taux d'agitation par pièce.

Sur cette interface web, on voit sur les Figures 24 et 25, une courbe du taux d'agitation par heure et un histogramme qui interprète le taux d'agitation par pièce.

- **La figure à droite :** La courbe interprète le taux de mouvement par heure. Cette courbe permet de suivre le rythme d'activité journalier de la personne chez elle.
Par exemple : le 10 Février 2010, on voit que la personne est calme la nuit, active le matin, calme l'après-midi et moins active le soir. On peut aussi déduire l'heure du coucher et l'heure du réveil. Donc pour le personnel de l'institution cela peut les aider à avoir une idée du rythme de vie journalier de la personne.

- La figure à gauche :** L’histogramme interprète le taux de mouvement dans chaque pièce pour une journée. Utilisant cet histogramme, on peut déterminer et associer un seuil d’activité à chaque pièce dans l’appartement. Par exemple une valeur nulle pour le taux de mouvement dans la cuisine sur ce graphe à gauche représente un indice significatif pour le personnel en charge.

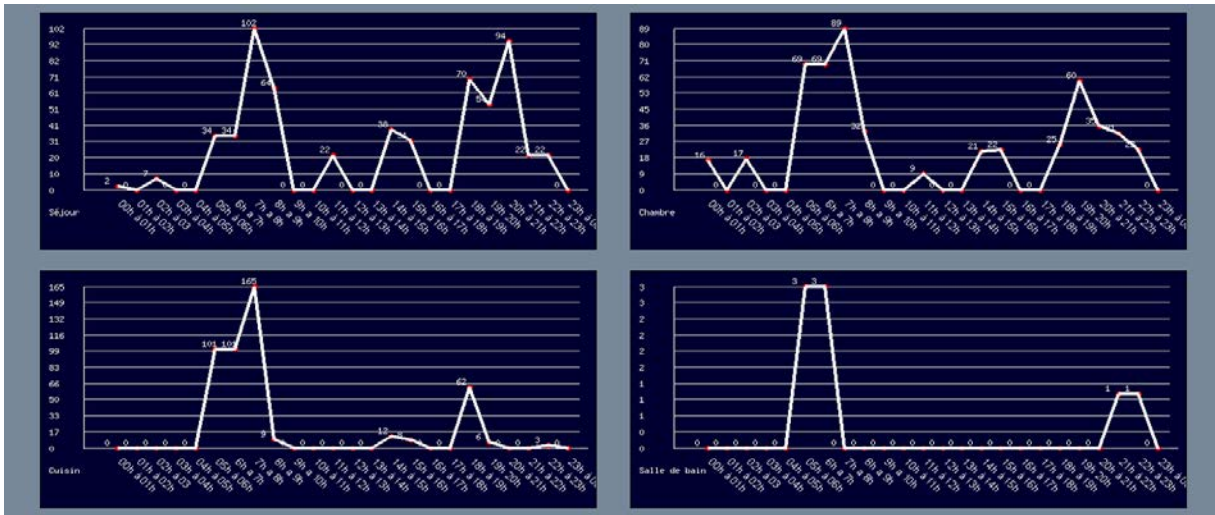


Figure 26-Page web illustrant le taux de mouvement par heure dans chacune des pièces.

Ces courbes peuvent être interprétées par le personnel en charge pour détecter des comportements anormaux, par exemple une forte agitation dans la chambre entre minuit et six heures de matin peut être interprétée comme une situation anormale.

Une formation du personnel de service sur ce logiciel développé en utilisant la technologie web, permet de suivre le rythme de vie quotidien du sujet et de déduire de manière visuelle (manuellement) des comportements anormaux. Du plus, ce logiciel est un moyen pour extraire des paramètres statistiques en temps réel. Ces paramètres peuvent être exploités ultérieurement pour établir un modèle statistique ou développer un système expert. Les modèles statistiques et les systèmes experts sont des outils à modéliser et à développer pour détecter instantanément les comportements anormaux du patient [24].

Pour diagnostiquer le comportement de la personne, il s’agit d’identifier les paramètres utiles (voir le tableau ci-dessous).

- La durée du séjour de la personne dans une surface qui correspond, dans notre cas, à une pièce.

Formule	Paramètre	Description
$S(t) = t_i^1 - t_j^1$	$S(t)$	Immobilité du sujet à l’instant t (en seconds)
	T	Instant t en timestamp
	t_i^1	Instant de la première détection par le capteur i
	t_j^1	Instant de la première détection par le capteur j (i différent j)

		Si $i=j$ alors on calcule la $n^{i\text{ème}}$ détection du même capteur $t_{\text{ncapj}}^{\text{act}}$
--	--	--

- La durée d’immobilité dans une surface.

Formule	Paramètre	Description
$I(t) = t_i^1 - t_j^n$	$I(t)$	Immobilité du sujet à l’instant t (en seconds)
	T	Instant t en timestamp
	t_i^1	Instant de la première détection par le capteur i
	t_j^n	Instant de la première détection par le capteur j (i peut égale à j)

- Le taux de mouvement au cours du séjour de la personne dans une surface donnée.

Formule	Paramètre	Description
$A_i(t) = \sum_{t=0}^z Act_i(t)$	$A(t)$	Agitation à l’instant t pour le capteur i
	$Act_i(t)$	Activation ou la non-activation du capteur i à l’instant t

- L’heure d’entrée dans une surface $T= t_1$ correspond à l’heure de la première détection par le capteur I qui couvre la pièce.
- La séquence du déplacement de la personne dans l’habitat.
- La vitesse moyenne correspond au nombre de changements de surfaces par minute.

Avec ces paramètres ci-dessus et en déterminant des seuils empiriques, on essayera d’établir un modèle afin de détecter de manière instantanée des situations anormales et des changements d’habitude. Le paramétrage initial du système de détection doit être effectué à partir d’un questionnaire établi au préalable, en revanche une phase d’auto-apprentissage permet d’adapter et d’ajuster ces paramètres pour la personne en question.

Section 3 : La supervision dans les établissements (EHPAD)

Comme nous l'avons vu dans la section précédente, la supervision des patients et des personnes âgées à domicile est le sujet le plus abordé par les équipes de recherche dans le domaine de la *télévigilance*. Dans le cadre de cette thèse nous nous sommes inspirés de ces systèmes de supervision que nous avons adaptés et évalués dans la maison pilote GIS-MADONAH. Compte tenu des résultats mitigés de ces tests en grandeur nature et le manque de fiabilité du système, nous nous sommes intéressés à la supervision dans les établissements qui représentent un lieu de vie assez réglementé.

Les raisons pour lesquelles nous nous sommes redirigés vers la supervision des patients dans les établissements, notamment les maisons de retraite, sont :

- d'une part l'environnement encadré par le personnel de l'établissement permet aux systèmes de supervision qui s'appuient souvent sur des modèles statistiques d'avoir moins de surprises.
- d'autre part et d'un point de vue commercial, le marché des systèmes de supervision dans les établissements est bien ciblé, du fait que le type de client est bien cerné alors que le marché des systèmes de supervision à domicile n'est pas bien défini notamment l'acheteur de produits qui n'est pas encore spécifié.

2.7 La supervision en EHPAD : automatismes et produits commerciaux utilisés pour la prévention de la chute

Nous avons fait une étude du marché au niveau des solutions commerciales qui sont proposées pour la supervision dans les EHPAD et à notre connaissance la seule solution commercialisée est celle proposée par LEGRAND. La supervision de l'*actimétrie* se base sur les capteurs de mouvement installés pour le chemin lumineux. Ces dispositifs ont été testés en Creuse, une première fois au début des années 2000 dans une chambre où l'on a constaté alors une diminution des chutes et des problèmes d'incontinence. Une seconde fois en 2007, pour un étage entier (14 chambres, 30 lits) de l'UHPAD du CH Guéret à l'initiative du PER « domotique & santé ». Les fonctionnalités expérimentées étaient une automatisation d'éclairage basée sur des composants domotiques « standards » mais mis en œuvre de manière très spécifique et une maquette logicielle de supervision de l'UHPAD plutôt destinée aux surveillants (nuit/WE) et chargée en temps réel de visualiser les trames des détecteurs chambre par chambre. Ci-dessous un exemple de détection de mouvement dans l'obscurité.



Figure 27 -Superviseur de l'actimétrie

Les résultats ont été jugés intéressants pour certains équipements, confortés en cela par une évaluation de l'expérimentation commanditée par le CG 23 (le Conseil Général de la Creuse) et coordonnée par V. Rialle (TIMC-IMAG UMR UJF/CNRS 5525).

Concrètement, ces innovations ont été intégrées dans une offre commerciale que ce soit en termes d'automatisme d'éclairage que de supervision.

2. 7.1 Technologies des produits LEGRAND : Le chemin lumineux



Figure 28 -Chemin lumineux

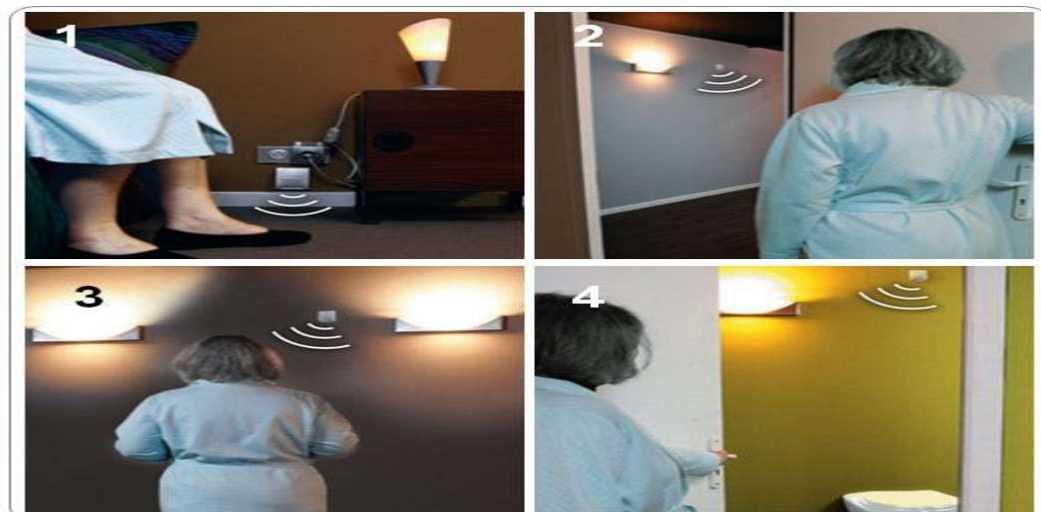


Figure 29-Chemin lumineux et les capteurs infrarouges

Dans une chambre :

- Des capteurs de présence seront associés à la signalisation lumineuse de flux minimum dont ils contrôleront l'allumage : il est préconisé l'installation à environ 30 cm du sol de trois capteurs de présence par chambre individuelle, afin de garantir la détection du patient quel que soit le côté du lit sur lequel s'effectuera la descente, et quels que soient les obstacles pouvant obstruer la détection,

l'angle horizontal de détection sera de 180°, le seuil de luminosité réglable de 3 à 1 000 lux et la temporisation de 1 seconde à 16 minutes.

- La signalétique de veille à LEDs blanches 230 V (0,2 ou 1 W) qui sera fixée au-dessus de la porte des sanitaires et assurera ainsi au patient un repère lumineux d'horizontalité (elle pourra être équipée d'une étiquette de signalisation)

Dans les sanitaires :

- Le capteur de présence infrarouge / ultrasonique 360° (raccordement par bornes automatiques) sera installé en faux plafond (ou en saillie) et assurera l'allumage et l'extinction automatique des sanitaires
- Il pourra être associé à un poussoir antimicrobien pour le fonctionnement en mode ECO 2 c'est-à-dire allumage volontaire et extinction automatique.

La technologie ultrasonique Legrand permettra de détecter la présence et les moindres mouvements (toilettes, douche...) et sera réglée par configurateur mobile infrarouge au moment de l'installation.

L'installation des capteurs de présence dans chaque chambre, reliés à un système BUS/SCS de terrain permettra :

- La supervision et la gestion à distance de l'éclairage, des volets roulants, de la ventilation... depuis un PC.
- La traçabilité de l'activité du patient dans sa chambre et les sanitaires avec le logiciel d'actimétrie (PERvision).



Figure 30-Supervision des paramètres de l'environnement

2. 7.2 Système appel infirmière

Le dispositif de signalisation *appel infirmière* Legrand permet au personnel soignant d'être appelé aussi bien de la chambre, que du couloir, de la salle des infirmières ou des supports mobiles (type DECT).

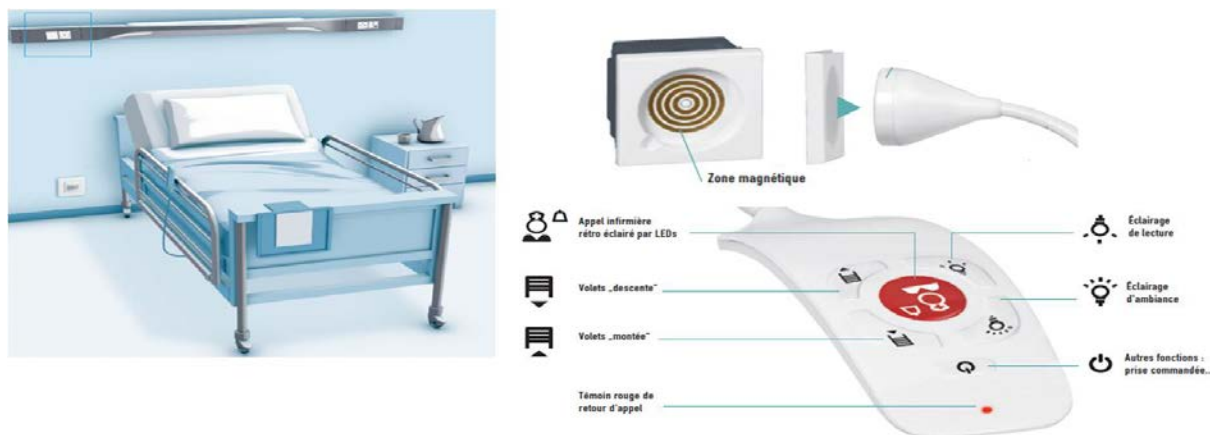


Figure 31-Système appelle infirmière

La centralisation et la hiérarchisation des appels conféreront au personnel soignant une valorisation des informations. Ce système est géré par le protocole « fieldbus network » qui s'appuie sur le bus SCS (Sistema Cablaggio Semplificato), un protocole propriétaire qui se charge de la communication entre les différents composants du système. Les communications transitent sur une paire bifilaire alimentée en 28 volts. Des passerelles permettent de transcrire le BUS en IP pour l'interfacer avec d'autres systèmes externes.

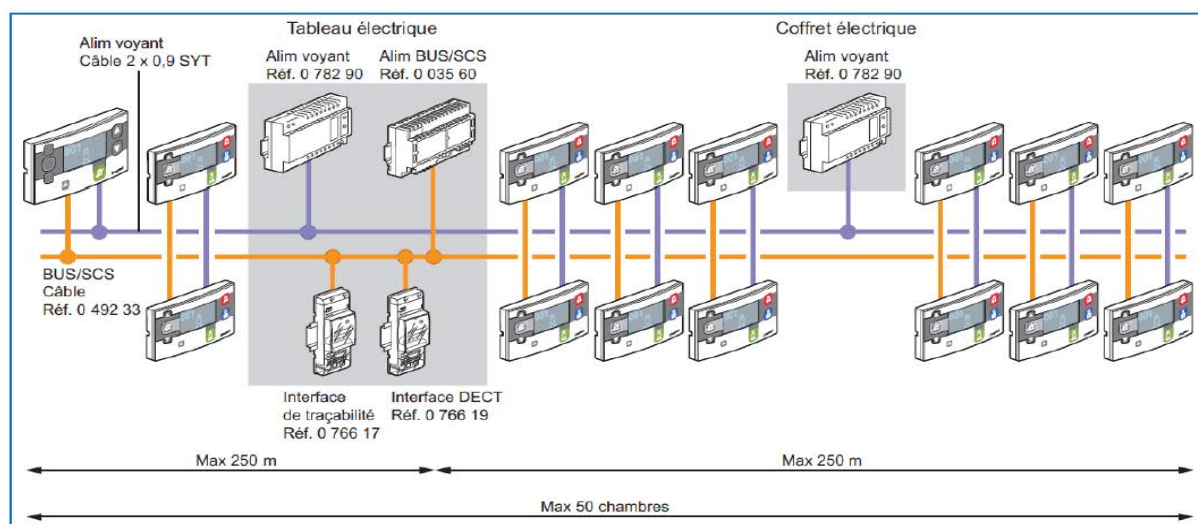


Figure 32 -Installation électrique

La traçabilité des appels sera obtenue grâce à une interface associée au logiciel dédié, lequel mémorisera et classera les événements par typologies d'informations (appel, présence, appel d'alarme, défauts...) ; un export des éléments horodatés sera possible.

Une personne ayant déjà fait appel à l'aide présente un risque significativement plus élevé d'être en situation de détresse à nouveau qu'une personne n'ayant pas d'historique d'appel infirmière.

Section 4 : Notre approche de la supervision

2.8 Description des deux chambres équipées dans la maison de retraite d'Ambazac

Afin d'enregistrer une base de données multimodale [10], deux chambres ont été équipées, dans la maison de retraite [11][22] d'Ambazac, avec des capteurs infrarouges, un capteur d'alitement et un microphone. Deux chambres occupées par des résidents qui ont des profils différents. La première chambre est occupée par un homme, non-autonome, âgé de plus de 83 ans, la deuxième est occupée par une femme âgée de 75 ans.

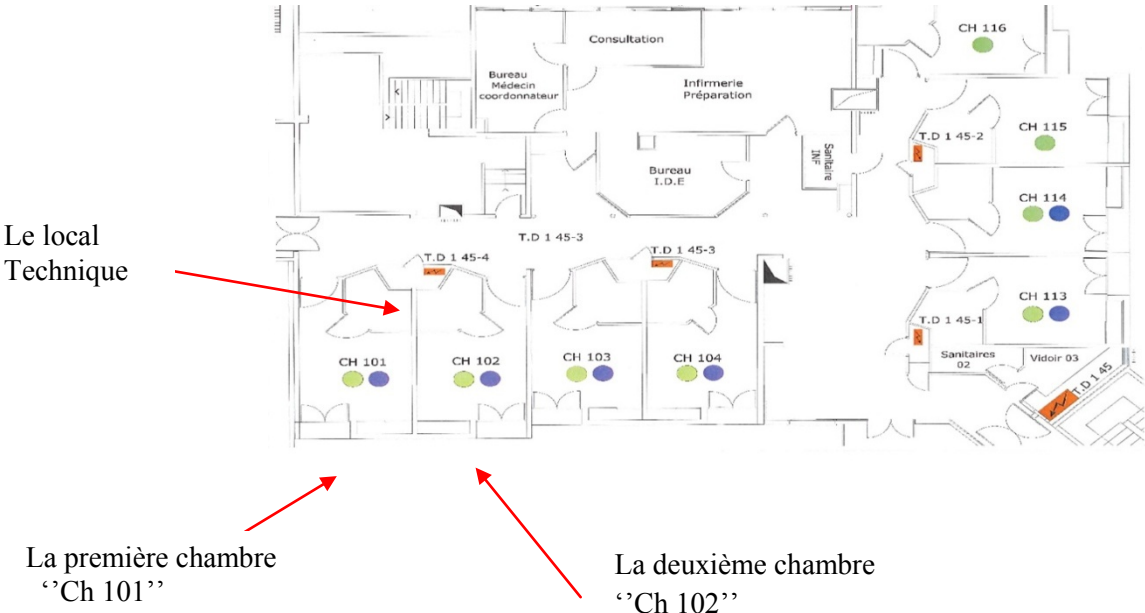
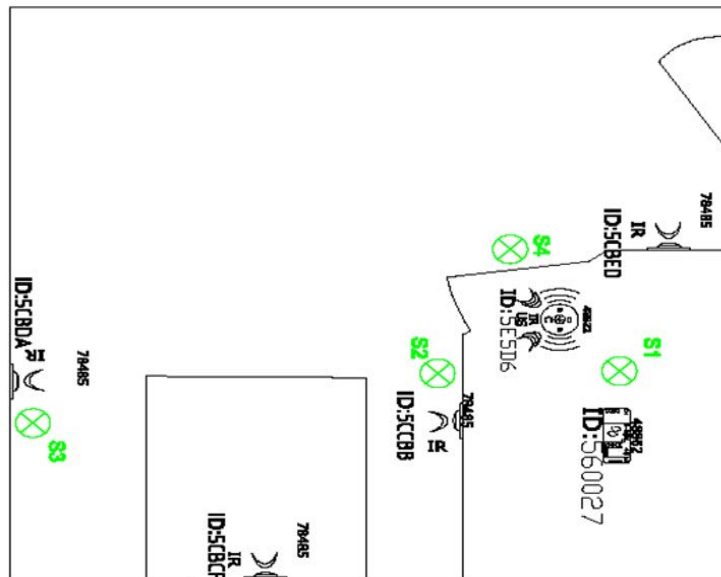
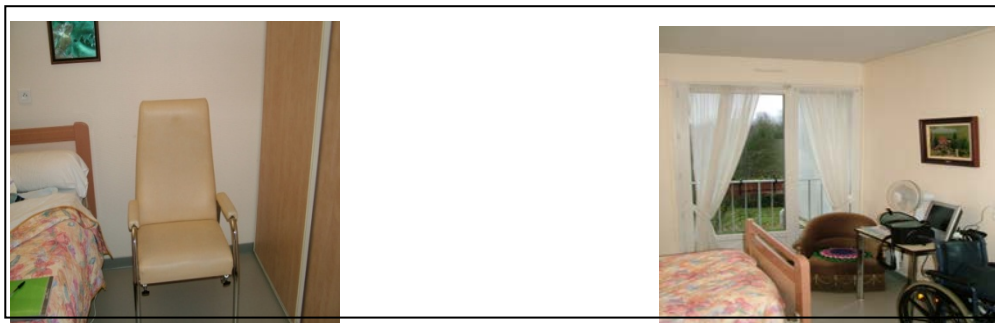


Figure 33 -Plan du premier étage de la maison de retraite d'Ambazac



Les deux chambres ‘Ch101’ et ‘Ch102’ ont la même architecture, elles comportent une chambre à coucher, une salle d’eau et partagent un local technique.



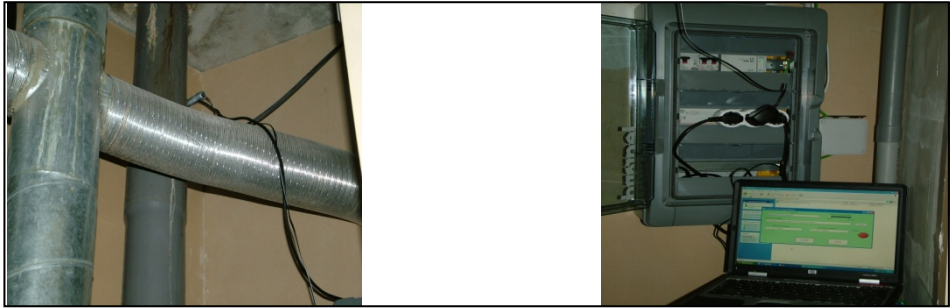


Figure 37 -Local technique

Nous avons installé trois capteurs infrarouges dans la chambre : ‘Lit haut’, ‘Lit droit’ et ‘Lit gauche’, un capteur dans la salle d’eau ‘WC’ et un capteur SAS juste à l’entrée de la chambre.

2. 8.1 Installation des capteurs

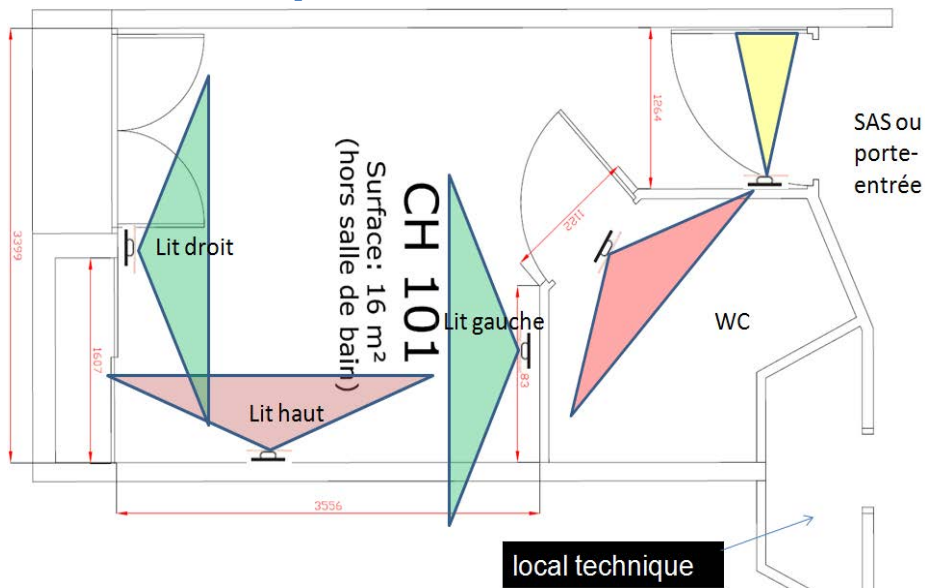


Figure 38 -Positionnement des capteurs infrarouges dans une chambre pilote dans l’EHPAD d’Ambazac

Le capteur infrarouge
‘Lit gauche’

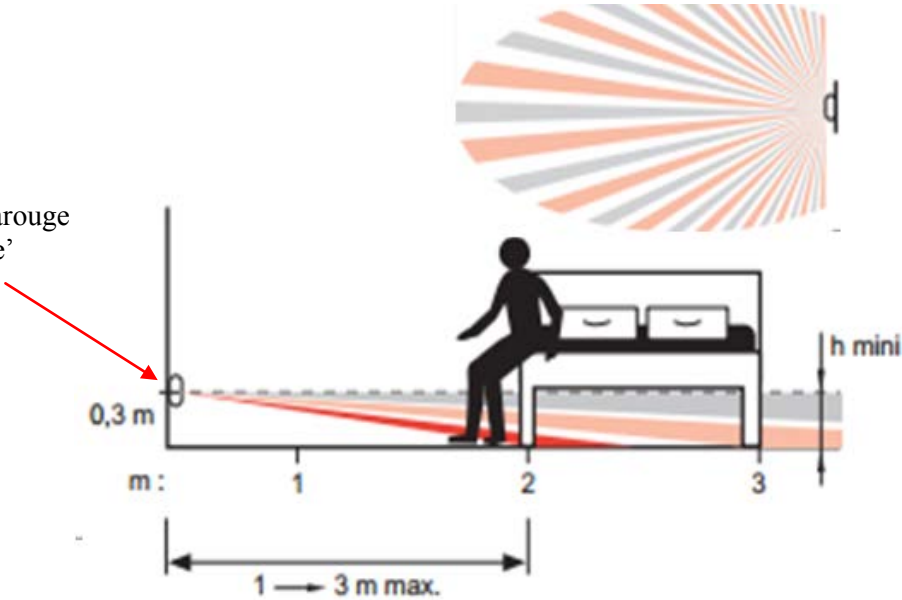


Figure 39 -Installation de capteur de mouvement 'Lit haut' et le capteur 'Lit gauche'

'Lit haut' est installé de manière à détecter les mouvements de la personne quand elle est debout.

'Lit gauche' et 'Lit droit' sont installés pour détecter les mouvements des pieds de la personne (quand elle marche par exemple).



Figure 40 -Cinq capteurs infrarouges installés dans la chambre 'Ch101'

Paramètres programmés	Salle d'eau	SAS	Gauche	Droit	Haut
Référence	48822	78490	78490	78490	78490
Temporisation	5 mn	2 mn	2 mn	2 mn	2 mn
Sensibilité	PIR TE	PIR TE	PIR M	PIR M	PIR M
Ultra son	US M				
Seuil de luminosité	500 lux	30 lux	30 lux	30 lux	30 lux
Installation physique, champ de vision	Au dessus de la porte	1,45 m du sol monté à 90° Bas du capteur côté porte	30 cm du sol	30 cm du sol	1,45 m du sol monté à 180° Bas du capteur côté plafond

Tableau 3 -Table de paramétrage des capteurs infrarouges installés dans chaque chambre

Nous avons choisi d'exploiter les capteurs de mouvement utilisés pour la commande d'éclairage dans les chambres de la maison de retraite. Ces capteurs sont paramétrés de façon à faciliter les déplacements nocturnes du résident dans sa chambre en automatisant l'éclairage.

Tous les capteurs ont une temporisation de 2 minutes sauf celui de la salle d'eau qui a une temporisation de 5 minutes.

La sensibilité des capteurs de mouvement, installés dans la chambre à coucher, est réglée au niveau moyen, en revanche celle des capteurs du SAS et de la salle d'eau sont réglées au maximum de leur sensibilité.

Les capteurs de mouvement comportent un seuil de luminosité qui ne permet pas de mettre en route l'éclairage si le niveau de la luminosité ambiante est au-dessus de ce seuil.

Concernant l'emplacement physique des capteurs de mouvement :

- le capteur SAS est positionné juste à l'entrée de la chambre, son champ de vision est vertical, cela permet de détecter les entrées et les sorties. le capteur 'Lit haut' est fixé à 1m 45 du sol, il est positionné juste au-dessus du lit afin de pouvoir détecter la personne debout. Pour cela son champ de vision horizontal est légèrement incliné vers le haut. les capteurs 'lit gauche' et 'lit droit' sont installés à 30 cm du sol. S'appuyant sur un champ de vision horizontal, les deux capteurs détectent les personnes qui se déplacent dans la chambre.
- le capteur 'WC' est fixé au plafond de la salle d'eau, il permet de repérer la personne dans cet endroit de la chambre.

2.9 Le corpus de données

Notre corpus de données comporte deux types de données : des événements sonores enregistrés par le microphone intégré à l'installation électrique et des données binaires produites par l'activation des capteurs pyro-électriques installés dans la chambre. La campagne d'enregistrement a duré 24 jours. Afin de générer quotidiennement un "Ambulatogramme" à partir des données produites par les capteurs pyro-électriques installés dans chaque chambre, nous avons développé un logiciel permettant de visualiser la série temporelle des données.

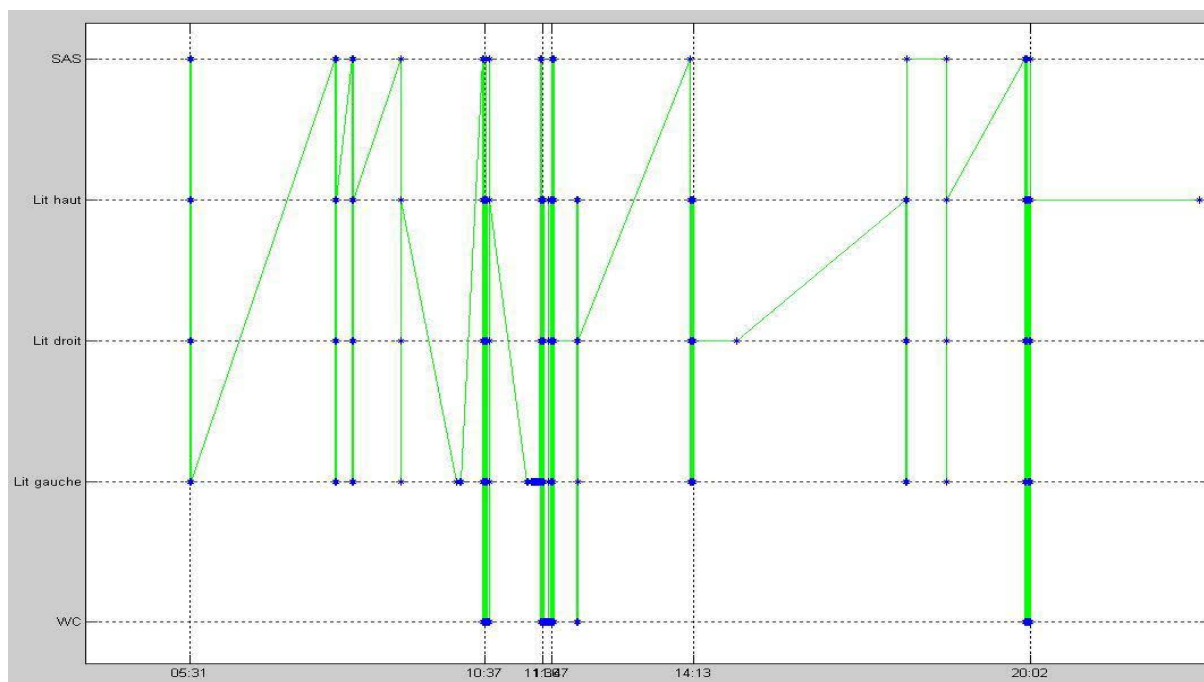


Figure 41 - 'Ambulatogramme' des données enregistrées dans la chambre "Ch101" pendant la journée de 27 Avril 2013

La visualisation de l'Ambulatogramme [3] dans le domaine temporel nous a permis de mettre en évidence quelques incohérences dans notre base de données enregistrées lors de nos premières expérimentations. Par exemple sur l'Ambulatogramme ci-dessus, nous distinguons des traits en biais, l'interprétation de ces traits révèle parfois des situations incohérentes. Les enregistrements sonores nous ont aidés à confirmer notre doute.

Par exemple, le premier trait en biais signifie que le personnel en charge n'est pas sorti de la chambre suite à la ronde de nuit effectuée habituellement vers 05h30 de matin. Cette situation incohérente est due à la non-activation du capteur SAS à la sortie du personnel.



Figure 42 -Changement de positionnement du capteur SAS

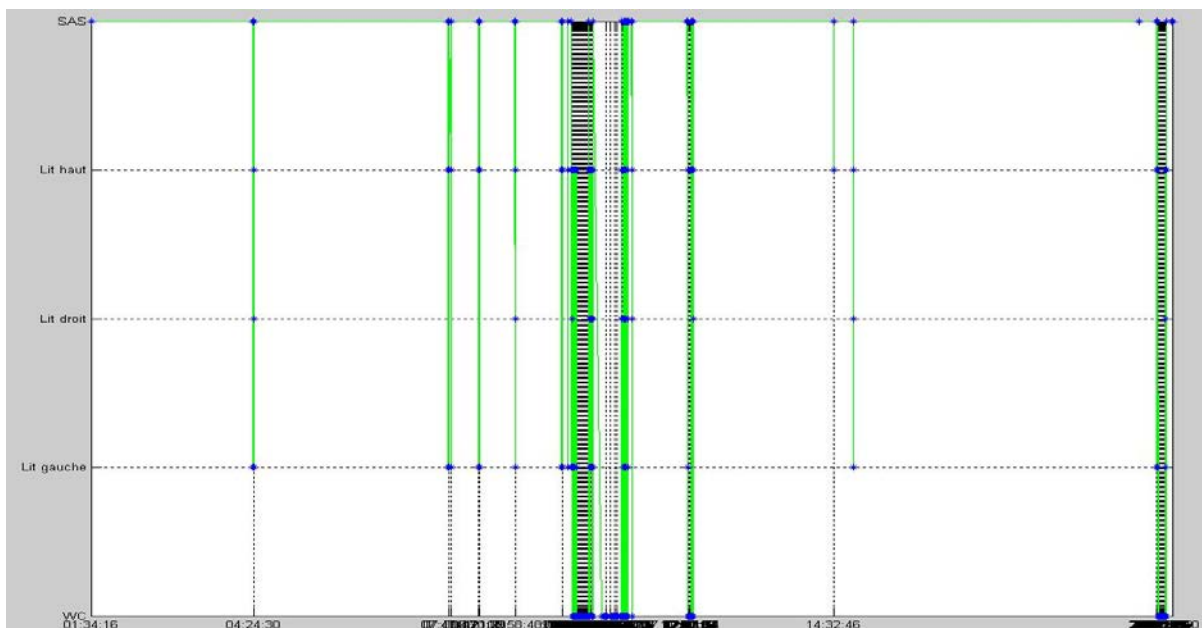


Figure 43 -'Ambulatogramme' de la chambre "Ch101" le 29 Mai 2013

Pour éviter ce type de situations nous avons changé la position du capteur SAS ; sur l'Ambulatogramme, on remarque la disparition des traits en biais dévoilés sur le graphe précédent. Donc, le positionnement des capteurs doit être optimisé pour pouvoir travailler sur l'interprétation des données générées. Pour cela, des tests répétés ont été effectués en les positionnant les capteurs à différents endroits afin de choisir le meilleur emplacement de ces capteurs de mouvement.

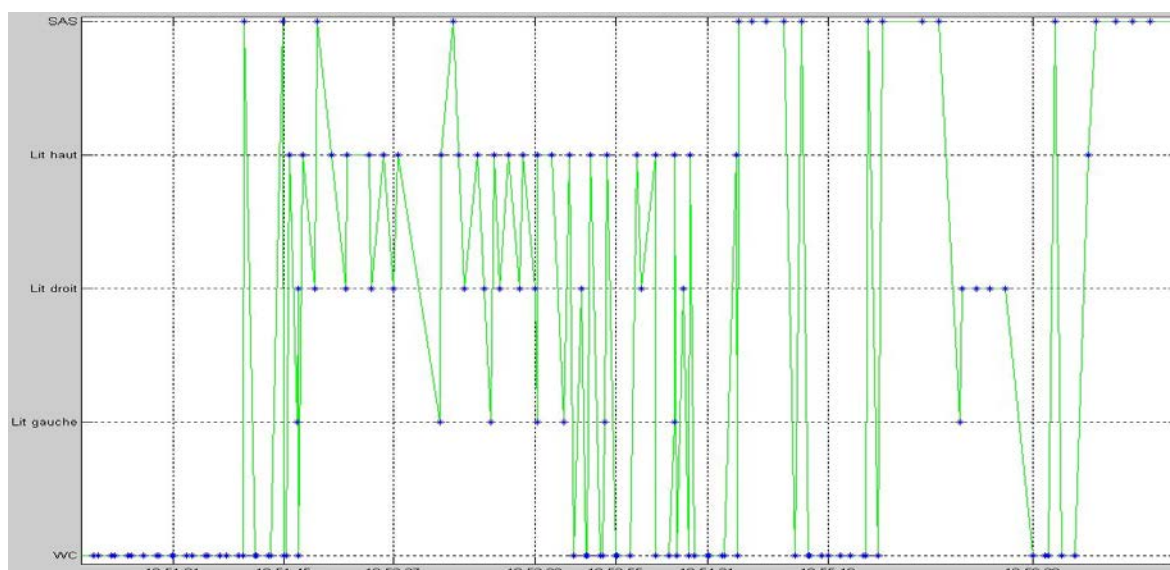


Figure 44 -Zoom sur l'Ambulogramme

2.9.1 Annotation (Base de données multi-modale)

Pour l'annotation des enregistrements nous ne disposons pas de caméra vidéo mais d'un enregistrement sonore qui nous a permis de déduire manuellement les activités quotidiennes.

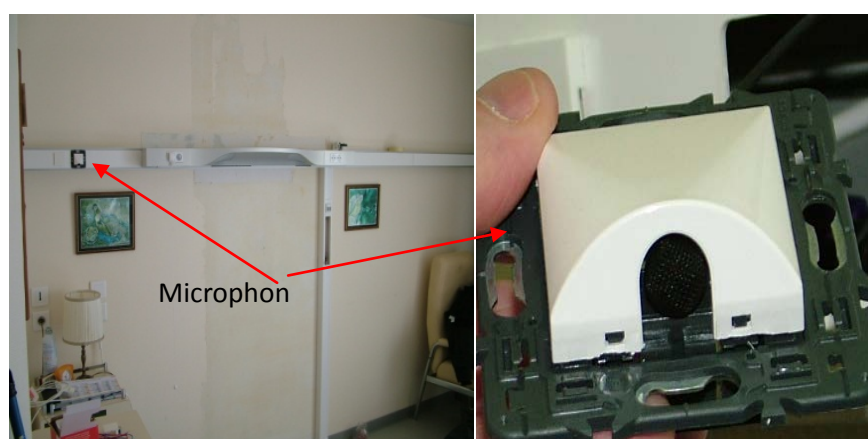


Figure 45 -Microphone installé dans la chambre 'Ch101'

2.9.2 La « fusion manuelle » permet de reconstituer l'activité journalière du résident

starting time	00:00:00	05:31:53	05:32:23	08:01:40	08:02:58	08:19:59	08:21:21	09:10:14	09:10:34	10:07:30	10:12:34	10:34:21	10:42:21
end	05:31:53	05:32:23	08:01:40	08:02:58	08:19:59	08:21:21	09:10:14	09:10:34	10:07:30	10:12:34	10:34:21	10:42:21	11:20:24
duration	05:31:53	00:00:30	02:29:17	00:01:18	00:17:01	00:01:22	00:48:53	00:00:20	00:56:56	00:05:04	00:21:47	00:08:00	00:38:03
Detected Event		Carer passage		Carer passage		Carer passage		Carer passage				Carer passage	
				wake up +breakfast		stand up		Pickup breakfast		subject sitting		menage	
Deducted Activity	Deep Sleep		Light Sleep		Breakfast				fre time (waiting)				
		wake up caused by the caerer		wake up		stand up				displaceme nt of the subject			
subject in bed	1	1	1	1	1	0	0	0	0	?	0	0	0

starting time	11:20:24	11:48:53	12:12:41	12:13:50	14:09:59	14:14:03	17:53:31	17:54:31	18:35:06	18:35:27	19:56:45	20:03	22:57:29	22:57:45
end	11:48:53	12:12:41	12:13:50	14:09:59	14:14:03	17:53:31	17:54:31	18:35:06	18:35:27	19:56:45	20:03	22:57:29	22:57:45	00:00:00
duration	00:28:29	00:23:48	00:01:09	01:56:09	00:04:04	03:39:28	00:01:00	00:40:35	00:00:21	01:21:18	00:06:15	02:54:29	00:00:16	01:02:15
Detected Event	Carer passage		Carer passage		Carer passage		Carer passage		Carer passage		Carer passage			
	toilet shower										sleeping		false detection	
Deducted Activity	toilet leaving room	dweller outside room									Back room to sleep	sleep		
subject in bed	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1

Tableau 4 -Différentes activités déduites grâce à la prise en compte des enregistrements sonores (27 Avril 2013)

La table des activités [15] produites dans la chambre ‘Ch101’ le 27 Avril 2013 reflète bien la vie quotidienne des résidents dans une maison de retraite à quelques détails près. Nous avons présenté cette table au personnel soignant de l’EHPAD d’Ambazac. Ils nous ont bien confirmé ce rythme de vie des résidents dans leur établissement. En conséquence, l’écoute des enregistrements sonores permet d’annoter de manière fiable les deux modalités restantes [14] : les détecteurs de mouvements et le signal produit par le capteur d’alitement.

2.9.3 Une journée type du résident de la chambre ‘Ch101’

Vers 5 heures de matin, le personnel effectue la deuxième ronde de nuit. Ensuite, à 8 heures, les médicaments et le déjeuner sont servis et on récupère la vaisselle une heure après. Le personnel passe dans les chambres pour faire le ménage vers 10 heures. 11 heures, c’est l’heure de faire la toilette. Le personnel accompagne les résidents au restaurant de l’établissement à midi. Le personnel commence l’après midi par la réfection des lits vers 14 heures. Notre résident observé passe l’après midi en dehors de la chambre et il est accompagné à sa chambre vers 20 heures. Après avoir fait sa toilette, le résident se met dans son lit.

2.10 Détection de la présence humaine dans la chambre de l'EHPAD

Dès lors que l'on veut gérer un bâtiment pour en améliorer les fonctionnalités d'assistance à l'autonomie, on bute sur la difficulté de bien identifier ad minima la présence des personnes. En effet, c'est cette présence qui conditionne presque toujours les actions des systèmes puisque en dernier ressort ce sont des services pour les personnes que l'on est censé fournir. On pourrait prendre l'exemple d'un automatisme d'éclairage de bureau ou l'alarme anti-intrusion d'une résidence. Dans ce contexte, la détection de présence est réalisée au travers des capteurs de présence disponibles qui sont en fait des détecteurs de mouvement (à technologies pyro-électrique, Ultra-sons ou radar). Ces détecteurs ont une temporisation réglable qui permet de s'affranchir des périodes d'immobilité, on adapte alors la temporisation au comportement supposé des personnes dans la pièce, par exemple 1mn dans un couloir, 10 mn dans un bureau.

2.10.1 Estimation du taux d'agitation à partir des données produites par les capteurs pyro-électriques

Nous avons réussi à enregistrer une base de données de 24 jours. Celles-ci sont engendrées par le résident mais aussi par le personnel de l'établissement. Nous avons travaillé sur ces données afin de distinguer entre la présence d'une personne ou de plusieurs personnes dans la chambre. Pour cela, nous avons utilisé le niveau d'activité [20] [14] mesuré dans la chambre. Nous avons calculé le nombre d'activations des capteurs de mouvement toutes les 30 secondes, correspondant à la durée minimale de passage du personnel dans la chambre. De plus, l'intégration de l'ensemble des détections sur 30 secondes nous permet d'avoir une dynamique d'actimétrie de 0 à 11 par capteur, étant donnée la fréquence d'acquisition de nos capteurs de mouvement. Sachant que l'activation du capteur SAS correspond à un changement probable du nombre de personnes dans la chambre, l'intégration des excitations générées s'arrête et redémarre à zéro à chaque activation de ce capteur SAS afin d'éviter l'intégration des détections générées dans deux états différents.

La Figure 46 illustre l'agitation produite dans la chambre 'Ch101' entre 20h08 et 20h21.



Figure 46 -Niveau d'agitation

La courbe verte sur la Figure 46 correspond à l'agitation générée dans la salle d'eau. L'actimétrie produite dans cette zone est présentée avec une dynamique de 0 à 10 détections par 30 secondes. Rappelons que les capteurs de mouvement permettent de diviser la chambre en trois zones : la zone d'entrée de la chambre couverte par le capteur 'SAS', la zone 'salle d'eau' couverte par le capteur 'WC' et la zone 'chambre à coucher' couverte par les trois capteurs 'Lit gauche', 'Lit droit' et 'Lit haut'.

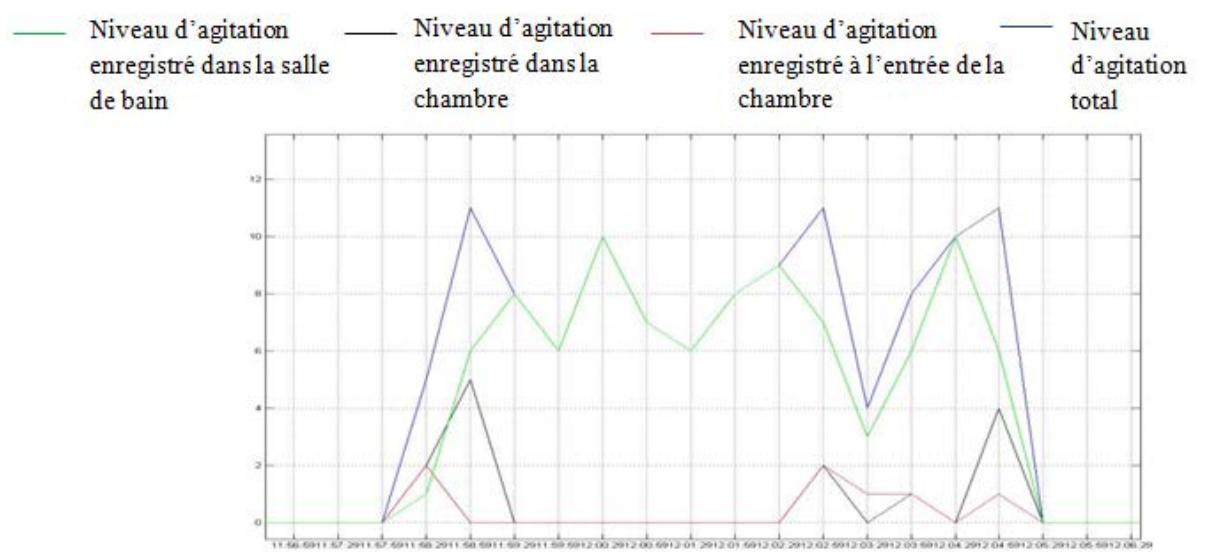


Figure 47 -Niveau d'agitation par zone

La Figure 47 comporte quatre courbes, les trois courbes de couleurs rouge, noire et verte correspondent respectivement à l'agitation générée dans les zones 'SAS', 'Chambre à coucher' et 'Salle d'eau'. En revanche, la courbe bleue correspond au niveau d'agitation total mesuré dans la chambre.

En utilisant les enregistrements sonores, nous avons réussi à étiqueter les données générées par les capteurs de mouvement et séparer les données correspondantes à la présence d'une personne des données produites en présence de plusieurs personnes dans la chambre.

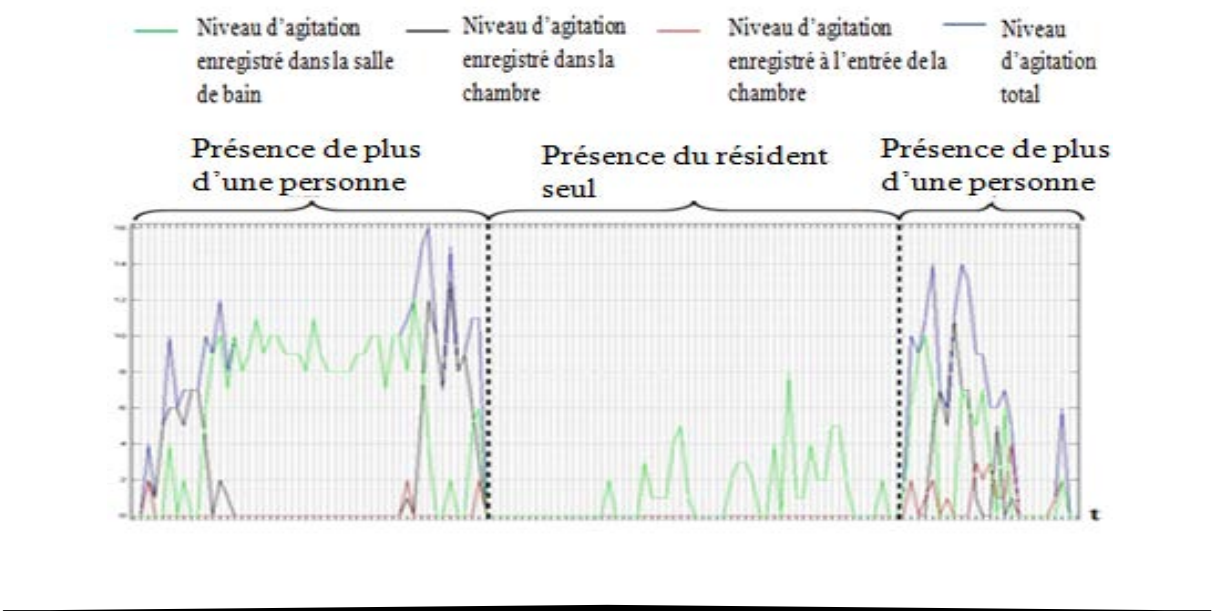


Figure 48 -Niveau d'agitation étiqueté

2.10.2 La classification automatique

La classification automatique présente une étape importante du processus du traitement de l'information et de l'exploitation des données. Ce *clustering* permet de regrouper les objets similaires et générer des ensembles de données sans en connaître au préalable les différentes classes composant la base de données à analyser. Ce type de procédure est appelé *l'apprentissage non-supervisé*. Plusieurs systèmes de reconnaissance s'appuient sur ce type d'apprentissage tel que les dispositifs d'aide à la conduite. D'autres algorithmes de reconnaissance s'appuient sur des méthodes de classification avec un apprentissage supervisé. Ces méthodes supervisées nécessitent d'en connaître au préalable les classes composant la base de données à exploiter. Ces classes sont distinguées grâce à une expertise menée en collaboration avec des spécialistes du domaine investi.

Nous appliquons la méthode des *K-moyennes* pour pouvoir discriminer entre la présence d'une personne et la présence de plusieurs personnes dans la chambre. Pour cela, nous utilisons une base de données composée de plusieurs niveaux d'agitation. Un niveau d'agitation représente le nombre d'activation des capteurs de mouvement par période de 30 secondes.

Comme nous analysons une base de données composée d'individus caractérisés par une seule valeur, notre modèle comportera trois paramètres : le niveau d'agitation moyen généré en présence d'une seule personne, le niveau d'activité moyen produit en présence de plus d'une personne et un seuil qui permettra de séparer les deux ensembles d'observations.

Les figures 49 et 50 présentent quelques résultats préliminaires basés sur la méthode des K-moyennes

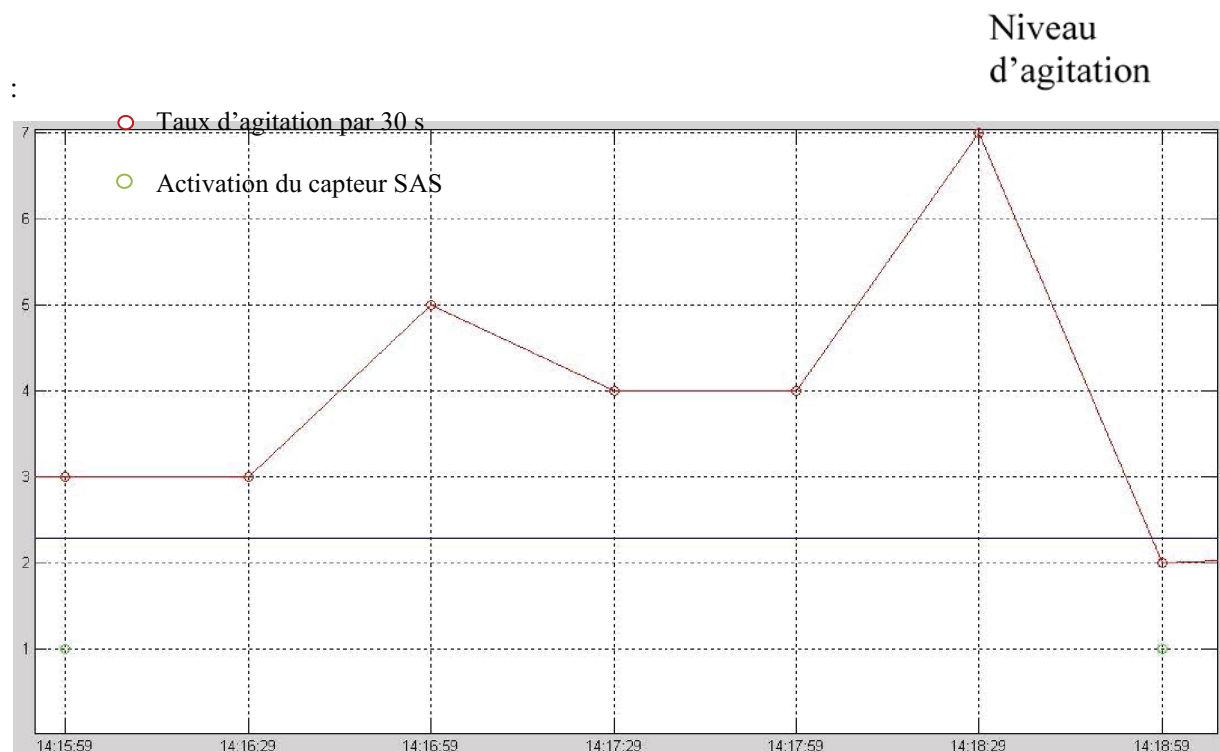


Figure 49 -Niveau d'agitation dans la chambre 'Ch 101' entre 14h16 et 14h19

Le graphe ci-dessus montre un niveau d'agitation plus élevé que le seuil estimé par l'apprentissage de la méthode de K-moyennes. Nous constatons que cette agitation est mesurée entre deux activations successives du capteur SAS. Par conséquent, ce niveau d'activité correspond bien à la présence du personnel dans la chambre entre 14h16 et 14h19.

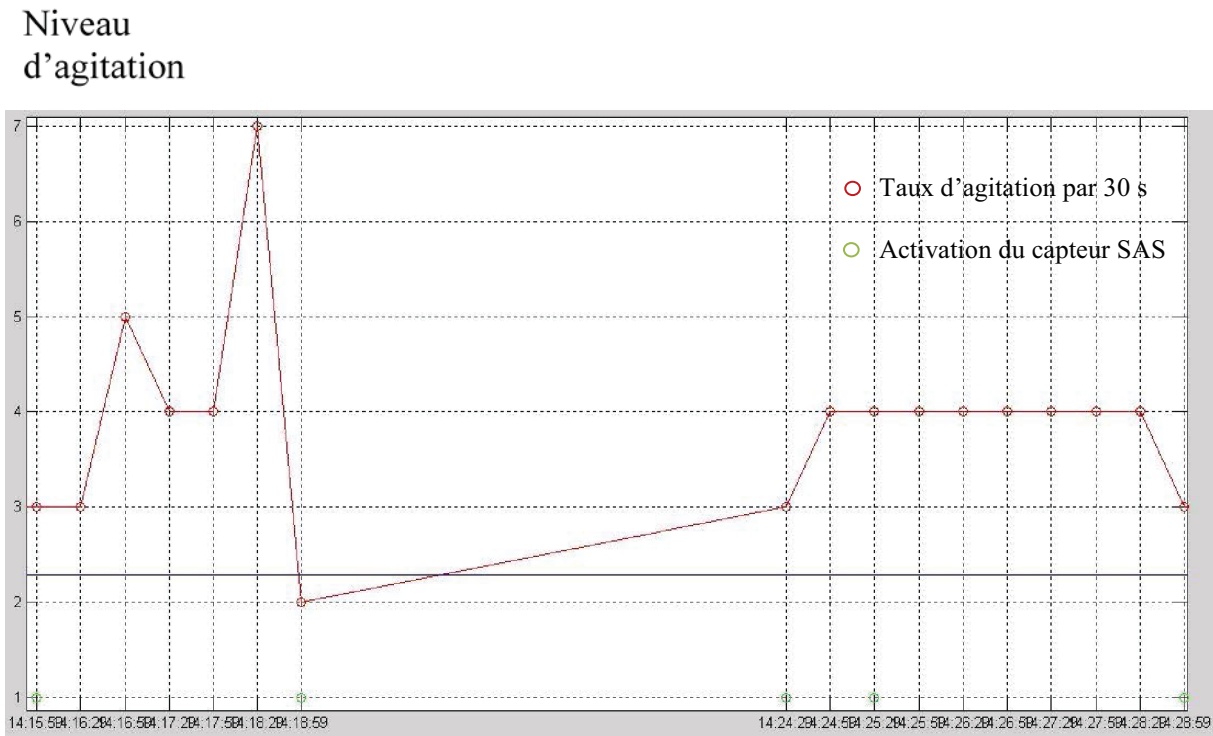


Figure 50 -Niveau d'activité entre 14h16 et 14h29

La Figure 50 est composée de deux parties, la première représente un niveau élevé d'activité mesurée dans la chambre entre deux activations successives du capteur SAS. Ceci atteste de la présence de plus d'une personne entre 14h15'59'' et 14h18'59''. La deuxième partie à gauche commence par une activation du capteur SAS à 14h24'29''. En revanche, nous enregistrons une deuxième activation du SAS sans que la courbe d'agitation ne franchisse le seuil estimé par la méthode des K-moyennes. Donc cette détection du SAS ne correspond pas à la sortie du personnel de la chambre et elle sera ignorée. La troisième détection du SAS est suivie d'une baisse d'agitation mesurée ce qui permet de déduire la sortie des aides soignants de la chambre 'Ch101' vers 14h29.

2.10.3 La méthode des K-moyennes conditionnées

La méthode des *K-moyennes conditionnées* tient compte d'un événement généré correspondant à un changement probable de classe (ou d'état). La décision de l'algorithme des K-moyennes est prise en fonction de l'apparition de cet événement. En revanche, comme nous l'avons montré sur le précédent

relevé, l'événement est lui-même soumis à un seuil de validation. Donc l'événement n'est validé que si la courbe d'activité franchie le seuil estimé par un simple algorithme de K-moyennes. Dans notre cas l'événement correspond à l'activation du capteur SAS.

Avant d'estimer les résultats de cette méthode, nous présentons sur le graphe ci-dessous un exemple d'application de la méthode des *K-moyennes conditionnées* sur une vue de 13 minutes d'acquisitions dans la chambre "Ch101".

La courbe rouge sur la Figure 51 ci-dessous représente une mesure d'agitation dans la chambre entre 10h23 et 10h35. Cette activité est générée en présence de plus d'une personne. En revanche sur la courbe, nous remarquons deux points correspondant à un niveau en-dessous du seuil de décision estimé par la méthode des K-moyennes. Ces deux points ne coïncident pas avec l'activation du capteur SAS. Par conséquent, ces deux niveaux en-dessous du seuil ne sont pas pris en compte par la méthode des K-moyennes conditionnées en termes de discrimination entre les deux classes : présence d'une personne et présence de plusieurs personnes.

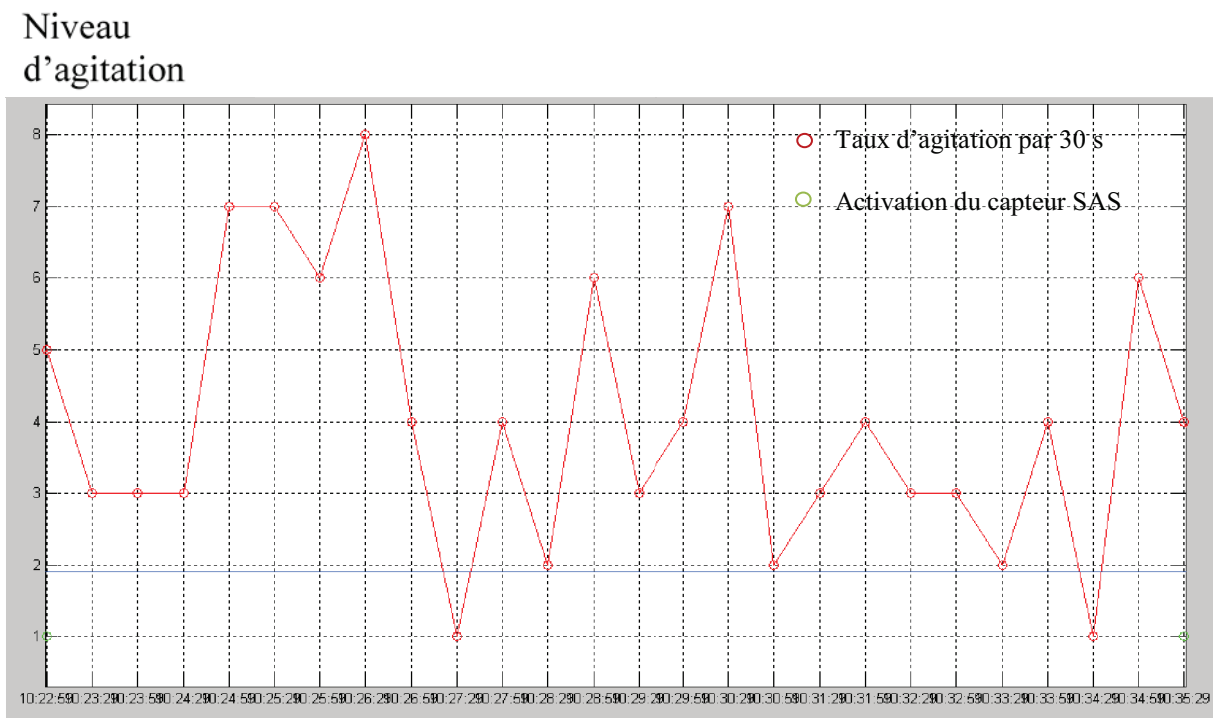


Figure 51 -Niveau d'agitation entre 10h23 et 10h36

2.11 Conclusions

La base de données utilisée pour valider la méthode des *K-moyennes conditionnées* est étiquetée à l'aide des enregistrements sonores. Les résultats obtenus semblent encourageants mais l'écoute des enregistrements sonores ne permettent pas une labellisation fiable de la base de données : il est donc difficile de juger des performances réelles de la méthode.

Une caméra installée dans la chambre nous permettra de donner des performances précises sur la méthode des *K-moyennes conditionnées*.

2.12 Bibliographie

Section 1

- [3] M. Chan, C. Hariton, P. Ringiard, et N. Campo, "Smart house automation system for the elderly and the disabled", IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics - Intelligent Systems for the 21st Century, vol. 2, 1995.
- [5] M. Kangas, A. Konttila, I. Winblad, and T. Jams " a. Determination of simple thresholds for accelerometry-based parameters for fall detection. In Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS, pages 1367–1370, Lyon, France, Aug 2007. IEEE.
- [6] Jean-Louis Baldinger, Jerome Boudy, Bernadette Dorizzi, Jean-Pierre Levrey, Rodrigo Andreao, Christian Perpère, François Delavault, François Rocaries, Christophe Dietrich, and Alain Lacombe "Tele-surveillance System for Patient at Home: The MEDIVILLE System" ICCHP 2004, LNCS 3118, pp. 400-407, 2004.
- [7] Noury N et al, "Un capteur intelligent pour la détection des chutes – Fusion multi-capteurs et décisions à base de règles", 'Nouvelles méthodes d'instrumentation', Hermès-Elsevier, vol.2, pp 411 418, 2004.
- [8] N. Noury, P. Barralon, G. Virone, P. Boissy, M. Hamel, and P. Rumeau. A smart sensor based on rules and its evaluation in daily routines. In Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE EMBS, pages 3286–3289, Cancun, Mexico, Sept 2003. IEEE.
- [9] M. J. Mathie, J. Basilakis, and B. G. Celler. A system for monitoring posture and physical activity using accelerometers. In Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE EMBS, pages 3654–3657, Istanbul, Turkey, Oct 2001. IEEE.
- [10] N. Noury. Smart sensors for the remote follow up of activity and fall detection of the elderly. In Proceedings of the 2nd International IEEE EMBS Special Topic Conference on Micro technologies in Medicine and Biology, pages 314–317, 2002.
- [11] N. Noury, P. Barralon, G. Virone, P. Boissy, M. Hamel, and P. Rumeau. A smart sensor based on rules and its evaluation in daily routines. In Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE EMBS, pages 3286–3289, Cancun, Mexico, Sept 2003. IEEE.
- [12] N. Noury, T. Herve, V. Rialle, G. Virone, E. Mercier, 'G. Morey, A. Moro, and T. Porcheron. Monitoring behavior in home using a smart fall sensor and position sensors. In Proceedings of the 1st
- [13] D. Malan et al., "Codeblue: An Ad Hoc Sensor Network Infrastructure for Emergency Medical Care," Proc. Int'l. Wksp. Wearable and Implantable Body Sensor Networks, 2004.
- [15] S L Baurley "Smart textiles for future intelligent consumer products" EPSRC Network: Smart textiles for intelligent consumer products" 2003
- [16] Rakesh B. Katragadda and Yong Xu " a novel intelligent textile technology based on silicon flexible on silicon flexible skins" MEMS 2007, Kobe, Japan, 21-25 January 2007.
- [18] P. Rubel, J. Fayn, G. Nollo, D. Assanelli, B. Li, et al., "Toward personal eHealth in cardiology. Results from the EPI-MEDICS telemedicine project," J Electrocardiol, vol. 38, pp. 100-106, 2005.

[19] Noury, N., Dittmar, A., Corroy, C., Baghai, R., Weber, J., Blanc, D., Klefstat, F., Blinovska, A., Vaysse, S. et Comet, B. (2004). "Wearable Microsystems embedded in a cloth for remote monitoring of physiological signs and activity of a patient - the vtamn project". Radiomatics Journal on Communication Engineering.

[20] www.companionable.net

[22] B.G. Celler, T. Hesketh, W. Earnshaw and E. Ilisar "An instrumentation system for the remote monitoring of changes in functional health status of the elderly at home" 0-7803-2050-6/94 1994 IEEE

[25] M. Chan, C. Hariton, P. Ringard, et N. Campo, "Smart house automation system for the elderly and the disabled", IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics - Intelligent Systems for the 21st Century, vol. 2, 1995.

[26] [19] YAMAGUCHI (A.), OGAWA (M.), TAMURA (T.) et TOGAWA (T.). Monitoring behavior in the home using positioning sensors. Proc. 20th IEEE conference on engineering in Medicine and Biology, 1977-79 (1998).

Section 2

[1] <http://www.bourges.univ-orleans.fr/madonah/>

[2] D. H. Wilson, "Assistive intelligent environments for automatic health monitoring", Thèse de doctorat de Carnegie Mellon University, 2005.

[5] F. Steenkeste, H. Bocquet, M. Chan, et E. Campo, « La mise en place d'une technologie pour observer le comportement nocturne des personnes âgées en institution », ITBM-RBM, 2001, 22, 25-30.

[6] K. N. Ha, K. C. Lee, S. Lee, « Development of PIR sensor based indoor detection system for smart home » – in Proc. SICE-ICASE International Joint Conference, 18 – 21 Oct. 2006, pp. 2162-2167, Bexco, Busan, Corée,

[7] YAMAGUCHI (A.), OGAWA (M.), TAMURA (T.) et TOGAWA (T.). "Monitoring behaviour in the home using positioning sensors. Proc. 20th IEEE conference on engineering in Medicine and Biology", 1977-79 (1998).

[8] OGAWA (M.) et TOGAWA (T.). Attempt at Monitoring Health Status in the Home. Proc. 1st Int IEEE-EMBS Special Topics Conf. on Microtechnol. in Med. and Biol., 552-556 (2000).

[17] <http://80.14.88.158/PERvision/>

[18] S. Ohta, H. Nakamoto, Y. Shinagawa, et T. Tanikawa, "A health monitoring system for elderly people living alone", Journal of Telemedicine and Telecare, vol. 8, 2002.

[19] YAMAGUCHI (A.), OGAWA (M.), TAMURA (T.) et TOGAWA (T.). Monitoring behavior in the home using positioning sensors. Proc. 20th IEEE conference on engineering in Medicine and Biology, 1977-79 (1998).

[20] G. Virone, N. Noury, et J. Demongeot, "A system for automatic measurement of circadian activity deviations in telemedicine". IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 49, iss. 12, 2002.

- [21] M. Chan, C. Hariton, P. Ringear, et N. Campo, "Smart house automation system for the elderly and the disabled", IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics - Intelligent Systems for the 21st Century, vol. 2, 1995.
- [22] G. Virone, N. Noury, et J. Demongeot, "A system for automatic measurement of circadian activity deviations in telemedicine". IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 49, iss. 12, 2002.
- [23] G. Virone, B. Lefebvre, N. Noury et J. Demongeot, "Modeling and computer simulation of physiological rhythms and behaviors at home for data fusion programs in a telecare system". Proceedings of the 5th International Workshop on Enterprise Networking and Computing in Healthcare Industry, (Healthcom 2003).
- [24] G. Virone, « Architecture et simulation locales du système d'information domotique-santé intégré à domicile (SID²) pour la détection de situations à risque et l'aide à la décision », Thèse de doctorat de l'Université Joseph Fourier - Grenoble 1, 2003.
- [25] S. Katz, A. B. Ford, R. W. Moskowitz, B. A. Jackson, and M. W. Jaffe, "Studies of illness in the aged: The index of ADL, a standardized measure of biological and psychosocial function", Journal of the American Medical Association, 1963, 185, 914-919.
- [26] S. Katz, T. D. Downs, H. R. Cash, and R. C. Grotz, "Progress in development of the index of ADL", The Gerontologist, 1970, p. I, 20-30.
- [27] S. Katz, "Assessing self-maintenance: Activities of daily living, Mobility, and Instrumental activities of daily living", Journal of the American Geriatrics Society, 1983, vol. 31, n° 12, 721-727.
- [28] M. Nambu, K. Nakajima, M. Noshiro, et T. Tamura, "An algorithm for the automatic detection of health conditions", IEEE EMBM, vol. 24, iss. 4.
- [29] S. Bonhomme, E. Campo, D. Esteve, et J. Guennec, "An extended PROSAFE platform for elderly monitoring at home", Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS, pp. 4056 – 4059, 2007.
- [30] S. Bonhomme, E. Campo, D. Estève, et J. Guennec, "PROSAFEextended, a telemedicine platform to contribute to medical diagnosis", Journal of Telemedicine and Telecare, vol. 14, num. 3, pp. 116-119, April 2008.
- [31] Thèse de LE XUAN HUA 2008.
- [32] Y. Fouquet, J. Demongeot and N. Vuillerme" Pervasive informatics and persistent actimetric information in health smart homes: From Language Model to Location Model"

Section 3

- [3]T. Hadidi, N. Noury, Senior Member, IEEE"Correlation Between Real and Simulated Data of the Activity of the Elderly

Person Living Independently in a Health Smart Home"2011 IEEE 13th International Conference on e-Health Networking

Applications and services

[10]Mariusz Kaczmarek, Jacek Ruminski, Adam Bujnowski “ Multimodal platform for continuous monitoring of elderly and disabled” Proceedings of the Federated Conference on Computer Science and Information Systems pp. 393–400 2011 IEEE

[11]Eric Campo, Sylvain Bonhomme, Marie Chan, Daniel Esteve” Remote tracking patients in retirement home using wireless multi sensor system”

[22] <http://www.vigil.com/>

Section 4

[3] T. Hadidi, N. Noury, Senior Member, IEEE"Correlation Between Real and Simulated Data of the Activity of the Elderly

Person Living Independently in a Health Smart Home"2011 IEEE 13th International Conference on e-Health Networking

Applications and services

[10]Mariusz Kaczmarek, Jacek Ruminski, Adam Bujnowski “ Multimodal platform for continuous monitoring of elderly and disabled

”Proceedings of the Federated Conference on Computer Science and Information Systems pp. 393–400 2011 IEEE

[11]Eric Campo, Sylvain Bonhomme, Marie Chan, Daniel Esteve” Remote tracking patients in retirement home using wireless multi-sensor system”

[14]A. Wood, G. Virone, T. Doan, Q. Cao, L. Selavo, Y. Wu, L. Fang, Z. He, S. Lin, J. Stankovic ” ALARM-NET:

Wireless Sensor Networks for Assisted-Living and Residential Monitoring”

[15]Joon-Ho Lim*, Hyunchul Jang, Jaewon Jang, Soo-Jun Park” Daily Activity Recognition System for the Elderly using Pressure

Sensors” 30th Annual International IEEE EMBS Conference Vancouver, British Columbia, Canada, August 20-24, 2008

[20] G. Virone, N. Noury, et J. Demongeot, “A system for automatic measurement of circadian activity deviations in telemedicine

”. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 49, iss. 12, 2002.

[22] <http://www.vigil.com/>

Chapitre 3 - Capteur d'alitement

3.1 Introduction

Les progrès de recherche dans le domaine militaire ont permis le développement des technologies de capteur infrarouge (IR) notamment pour la détection des corps chauds. Des applications de capteur IR sont utilisées aussi bien dans le domaine civil que dans le domaine militaire. Dans nos travaux de recherche, nous avons retenu une thermopile simple afin de détecter la présence ou l'absence d'une personne dans son lit en maison de retraite. Ce capteur doit être intégré le plus discrètement possible dans l'infrastructure existante des maisons de retraite. Il présente l'avantage - du fait qu'il soit mono-pixel - de préserver l'image de la personne et donc son intimité.

Capteur	Avantages	Inconvénients
Caméra IR technologie bolomètre 10 µm.	Robustesse des mesures de température.	Très coûteux Technologie intrusive puisque nous pouvons distinguer l'activité de la personne la nuit.
Pyro-électrique simple	peu coûteux. Très répandu dans les systèmes de supervision.	Ce capteur ne détecte pas la présence d'une personne immobile dans son lit.
Matrice Pyro-électrique (16x16)	Imagerie basique : positionnement de la personne dans le champ de vision du capteur.	Comme le capteur pyro-électrique simple, ce capteur ne détecte pas la présence d'une personne immobile dans son lit.
Matrice thermopile (32x32 ou supérieure)	Imagerie : positionnement de la personne dans le champ de vision et reconnaissance de la posture.	La résolution élevée de la caméra thermique permet de déduire l'activité de la personne dans son lit donc l'intimité de la personne n'est pas préservée.
<u>Thermopile simple</u>	peu coûteux. Sensible à la présence et pas au mouvement. Pas d'image donc intimité préservée.	La sensibilité du capteur est faible.

Tableau 5 - Différents capteurs thermiques

3.2 Objectif du capteur d'alitement

Dans le domaine plus large de la télévigilance médicale, les insuffisances et les difficultés rencontrées, dans les projets passés de développement et de test des plateformes de supervision, ont mis en évidence des problèmes de fiabilité. Ces dispositifs sont généralement efficaces mais leur sensibilité est limitée pour détecter les personnes longtemps immobiles notamment pendant leur sommeil. Le test

de ces applications utilisant des capteurs pyro-électriques ont mis en évidence quelques faiblesses de détection de la personne immobile notamment lorsqu'il s'agit d'identifier l'état de présence du résident ainsi que le fait qu'il soit endormi. C'est donc le premier problème auquel nous nous proposons de résoudre: détecter au moins dans un premier temps la présence ou l'absence d'une personne dans un lit.

L'objectif technique qui en découle est clair puisqu'il est celui de l'amélioration des performances des capteurs pyro-électriques configurés pour offrir de nouvelles fonctionnalités : détecter la présence d'une personne immobile dans son lit dans un premier temps (objectif premier) mais aussi évaluer la qualité de son sommeil (objectif second qui sera abordé dans le dernier chapitre de ce manuscrit).

Ce sont en effet les principales motivations qui nous ont conduits à engager les travaux de cette thèse sur le capteur d'alitement. Par conséquent, la réalisation du système de télévigilance englobe plusieurs axes de recherche notamment dédiés au développement des équipements appropriés à la surveillance et à l'amélioration de la qualité de vie des personnes. Le corollaire étant d'évaluer la qualité du sommeil (au sens sommeil léger ou sommeil profond) de la personne afin d'agir éventuellement sur l'environnement ou effectuer de la prévention.

Notre travail de thèse porte plus particulièrement sur le traitement des données produites par ce type de capteur infrarouge à thermopiles dont les objectifs sont donc la détection passive de présence de la personne dans son lit et l'évaluation de sa qualité de sommeil.

3.3 Détecteurs thermiques

Les détecteurs thermiques [1] sont basés sur l'absorption des rayonnements infrarouges par les transducteurs. Les variations du flux thermique d'un transducteur génèrent une tension sous forme d'un signal électrique répondant au principe de l'effet Seebeck.

3.3.1 Rayonnement électromagnétique d'origine thermique

Des propriétés de surfaces et de la matière sont accessibles grâce à l'étude du rayonnement thermique généré par les objets. Tous les corps (solides, liquides, gazeux) dont la température est supérieure au zéro absolu (0°K) émettent un rayonnement électromagnétique appelé «rayonnement thermique». Par conséquent, en fonction de leur température, ces matériaux émettent spontanément un rayonnement infrarouge. C'est la loi de Wien qui régit ce type de rayonnement.

3.3.2 Loi de Wien

Le rayonnement thermique est un mécanisme fondamental de transfert de chaleur (avec la convection et la conduction). L'origine de ce phénomène est l'agitation atomique et moléculaire.

Selon la température, ce rayonnement possède des longueurs d'onde visibles, infrarouges, ultraviolettes, etc....

La loi de Wien stipule en effet que la longueur d'onde mesurée correspond au maximum du rayonnement thermique pour une température T et elle relie ces deux grandeurs selon la relation suivante [3] :

$$\lambda_{\max} \cdot T = 2898$$

Notre capteur réagit de la même manière aux rayonnements infrarouges d'origine thermique générés par un être humain, ce qui donne d'après la loi de Wien, cette fois appliquée à notre cas, avec $T = 309^\circ\text{K}$ pour la peau humaine, une longueur d'onde de $\sim 9.4 \mu\text{m}$

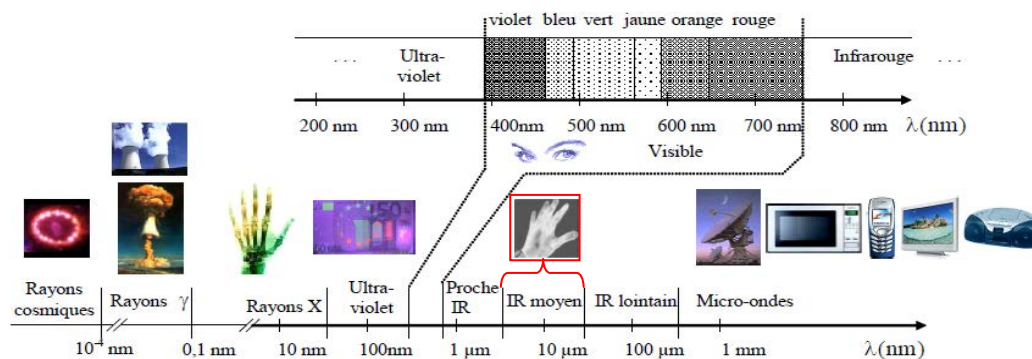


Figure 52 -Spectre des rayonnements électromagnétiques

3.3.3 L'effet Seebeck

Découvert puis compris au cours du XIX^e siècle grâce aux travaux de Seebeck de Peltier ou encore de Lord Kelvin, l'effet Seebeck ou l'effet thermoélectrique [2] est un phénomène physique présent dans certains matériaux. Il est à l'origine de la génération d'un courant par effet thermoélectrique : des métaux différents soudés entre eux dont une face est soumise au chaud et l'autre au froid, la différence de chaleur des deux faces crée une disparité du potentiel entre les métaux entraînant la production d'électricité. L'effet Seebeck engendre un champ électrique entre deux points d'un métal conducteur ou semi-conducteur. Une différence de tension est alors provoquée par l'inégalité de températures des deux points du métal conducteur. La tension engendrée par ce phénomène est proportionnelle à la différence de température : le coefficient de proportionnalité est alors appelé coefficient de Seebeck.

Cet effet constitue la base des applications de réfrigération et de génération d'électricité : un matériau thermoélectrique va permettre de transformer directement de la chaleur en électricité, ou de déplacer des calories par l'application d'un courant électrique.

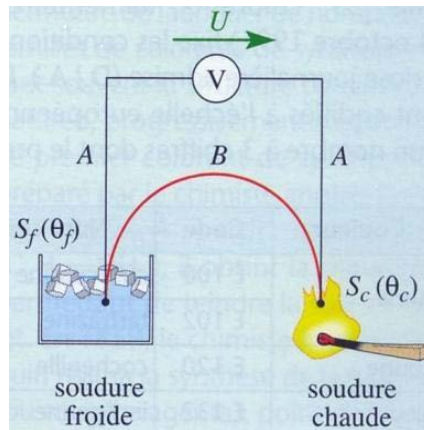


Figure 53 -Mesure de la température utilisant l'effet Seebeck

La mesure de température des objets peut donc se faire en s'appuyant sur le phénomène de Seebeck. Pour mettre en évidence ce phénomène, on utilise généralement deux points de contact dits soldes : une première soude immergée dans un verre de glaçon à zéro degré, appelée soude froide, et une deuxième soude disposée à l'air libre ambiant, appelée soude chaude de ce dispositif permettant alors de mesurer la température grâce à la tension générée entre les deux soldes.

3.3.4 Thermocouple

Le thermocouple est un transducteur muni d'une soude froide et d'une soude chaude. La soude froide est à température constante grâce à sa surface réfléchissante aux rayonnements infrarouges. En revanche, la surface absorbante de la soude chaude lui permet de réagir aux rayonnements infrarouges émis par un objet rayonnant. La tension générée entre les deux soldes provoquée par la différence de température entre les deux soldes permet alors de mesurer la température de l'objet émetteur du rayonnement selon le principe de *l'effet Seebeck* énoncé précédemment. La soude chaude réagissant à des rayonnements infrarouges de longueurs d'onde compris entre 7 et 14 μm , les rayonnements générés par l'être humain, qui sont de l'ordre de 9.4 μm , sont alors bien pris en considération.

Toujours fondée sur le principe de *l'effet Seebeck*, mais en tentant d'en multiplier ses effets, la thermopile regroupe un ensemble de thermocouples afin de produire une tension suffisamment importante. Le signal électrique généré par un thermocouple seul est assez faible et l'utilisation d'un amplificateur de signal risque d'amplifier le bruit. Pour cela, on utilise la thermopile au lieu d'utiliser le thermocouple avec amplificateur dans différentes applications.

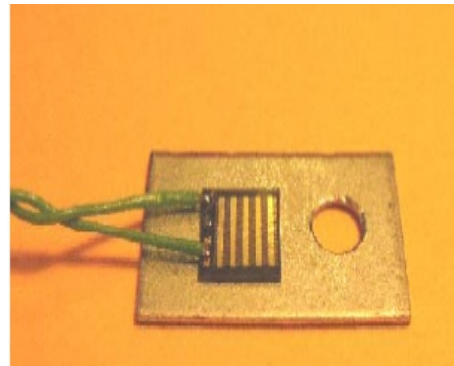
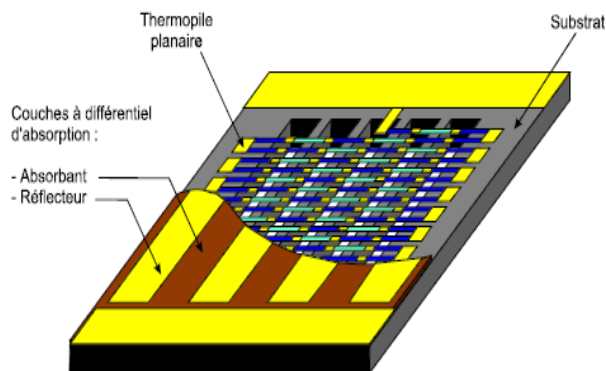


Figure 54- Thermocouple

3.4 Montage du capteur de détection de présence dans le lit

Avant de développer la première version du capteur, nous avons utilisé une maquette pour collecter les données et donc constituer la base de données. Nous avons voulu faire des enregistrements en conditions réelles dans des maisons de retraite, dans la chambre du résident. Pour faciliter l'installation d'une maquette, la plus compacte possible, nous avons choisi de stocker les signaux sur une clé USB qui se connecte sur la maquette. Les signaux enregistrés sur la clé sont exploités sous Matlab afin de sélectionner la méthode de filtrage la plus adaptée et d'ajuster les paramètres du modèle choisi. La Figure 55 montre un schéma de principe du système de mesure.

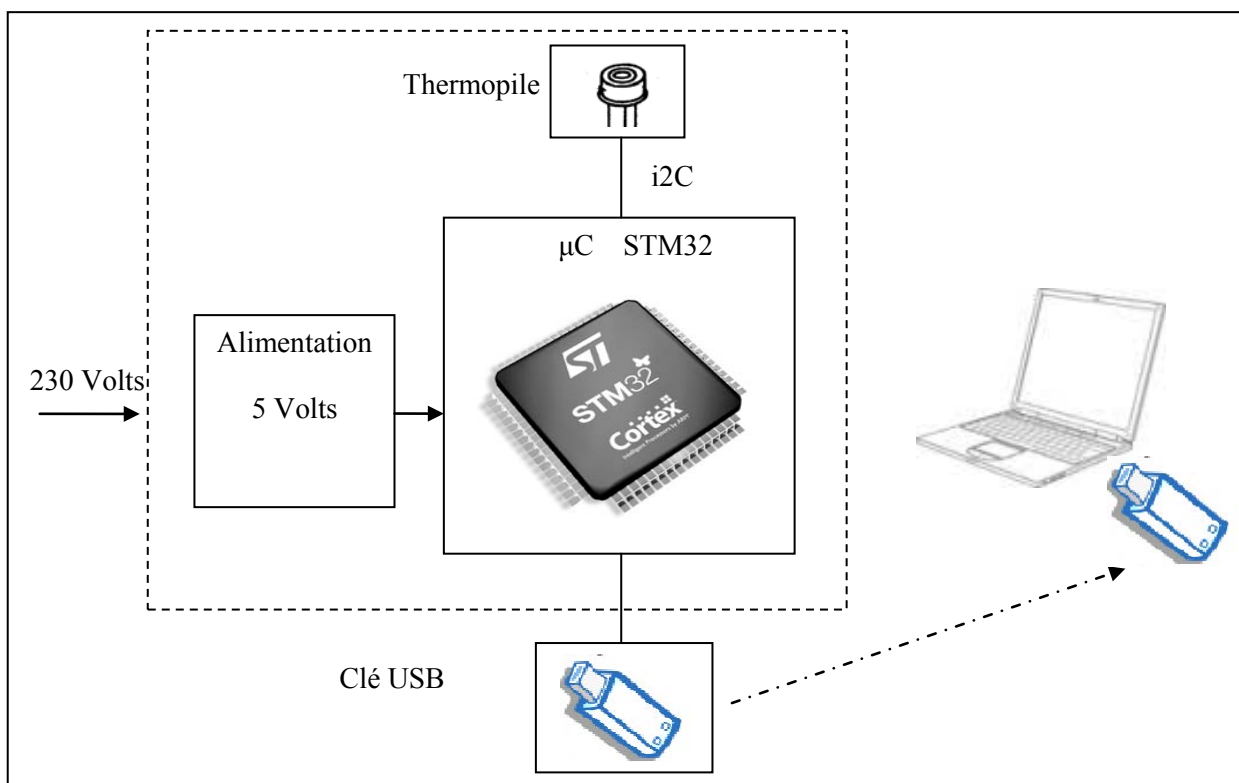


Figure 55 -Schéma de principe du système de mesure

La thermopile mesure la température cible et la température ambiante. Elle envoie via i2C les deux mesures au micro processeur (Cortex STM32) qui se contente de stocker au fil de l'eau les mesures brutes et les données prétraitées dans une clé USB.

Les signaux enregistrés dans la clé USB sont alors chargés dans la mémoire virtuelle d'un ordinateur afin d'explorer et tester différents types de méthodes et de modèles.

3.4.1 Positionnement de la thermopile

Le montage de ce système, dont l'objectif est de détecter la présence ou l'absence du patient avec un bon niveau de confiance et d'évaluer la qualité de son sommeil (calme ou agité), représente une tâche délicate. Elle doit prendre en considération tout ce qui peut influencer de manière directe ou indirecte la température interne et externe du détecteur. De plus, ce capteur doit aussi s'intégrer de manière discrète dans l'installation électrique de la chambre sans réduire le confort nécessaire au patient.

Dans un premier temps nous avons défini où se situera le détecteur de présence. Comme ce capteur fera partie des produits hospitaliers proposés par la société LEGRAND, il sera intégré dans leurs nouvelles appliques hospitalières, que l'on nomme aussi luminaires, qui sont placés dans les établissements de santé au-dessus du lit. Cela permettra d'utiliser le capteur et d'avoir la possibilité de suivre le sommeil du patient sans rien modifier dans la chambre. Pour des raisons de sécurité, nous devons aussi éviter qu'il y ait une partie de cette installation sous tension afin de préserver l'intégrité du patient ou de toute autre personne. Même si la tension d'alimentation n'est que de 5 Volts (i.e. TBTS : Très Basse Tension de Sécurité) le patient ou la personne âgée ne doit pas être en contact avec toutes les parties sous tension de l'installation.

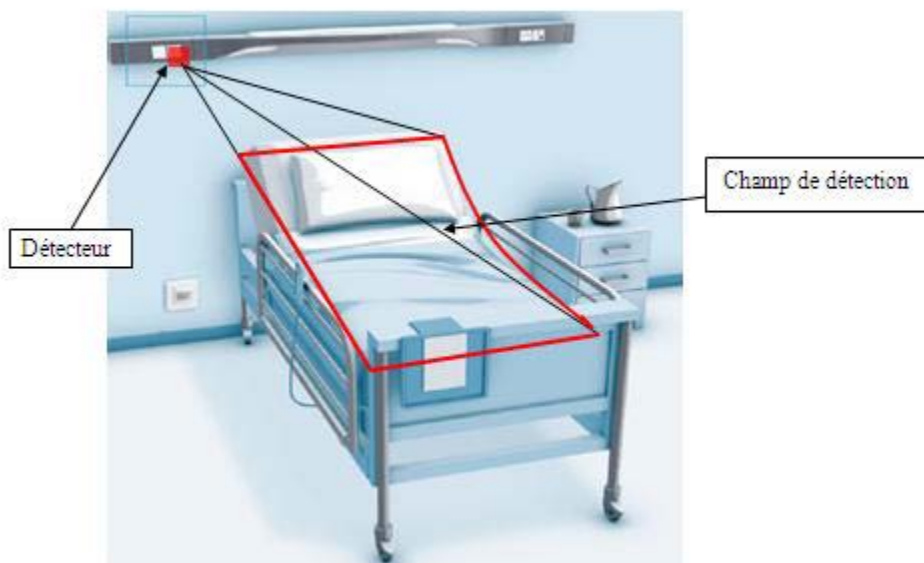




Figure 56 -Emplacement du capteur de présence dans le luminaire placé au-dessus du lit.

Le capteur doit pouvoir surveiller toute la partie du lit en rouge (voir la Figure 56). Dès lors les hypothèses suivantes sont prises en compte:

- L'applique doit être située à 170 cm du sol.
- Les dimensions du lit doivent être d'environ 200 cm x 90 cm
- La hauteur du lit (lit médicalisé) est variable entre 50 et 100 cm en comptant l'épaisseur du matelas de 20 cm.
- Le rayonnement des pieds d'une personne dans un lit influe peu sur la mesure du capteur. Nous prendrons donc une longueur utile de lit de 160cm.

A l'aide du logiciel de CAO Rhinoceros, nous avons déterminé le cône de révolution qui permet de recouvrir toute la surface du lit. Nous nous plaçons dans les plus mauvaises conditions ce qui signifie que le lit est situé à 70 cm de l'applique. Le cône a un angle d'ouverture d'environ 84°. Il faudra orienter le capteur vers le lit.

- $\alpha = 62^\circ$ Dans le plan vertical, α représente l'angle d'ouverture par rapport à l'horizontal.
- $\rho = 33^\circ$ Représente l'angle de rotation par rapport à l'axe vertical

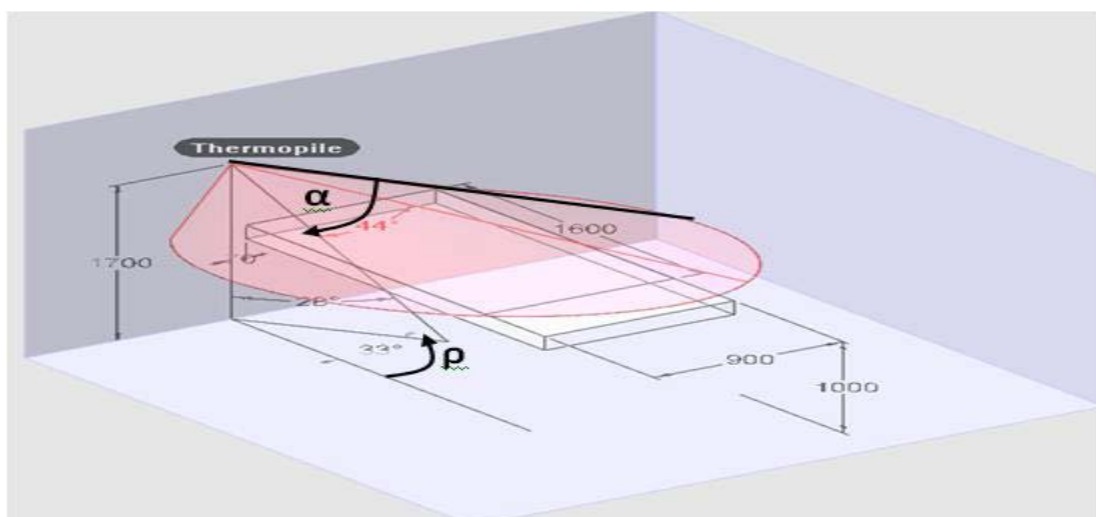


Figure 57 -Ajustement du positionnement du capteur de présence dans le lit.

3.4.2 Effet de l'installation électrique sur la température mesurée par la thermopile

Nous avons effectué quelques expérimentations afin de déterminer l'effet de l'éclairage sur la température mesurée par la thermopile, notamment en essayant de voir si une variation des températures cible ou/et ambiante est provoquée par l'allumage des LEDs du luminaire. Pour ce faire, l'applique hospitalière a été placée dans une salle vide à l'écart de toute influence humaine ou électromagnétique.

Les deux fortes impulsions (over shoot) que nous voyons (voir Figure 58) nous permettent de savoir à quel moment on a allumé et éteint l'éclairage.

Nous pouvons voir que l'effet de l'éclairage de lecture de l'applique joue de manière visible sur les températures ambiante et cible du capteur. Cela est dû aux perturbations électromagnétiques engendrées par les LEDs. Par conséquent, on doit prendre alors en considération cette contrainte lors du filtrage du signal de température qui sera effectué par la suite.

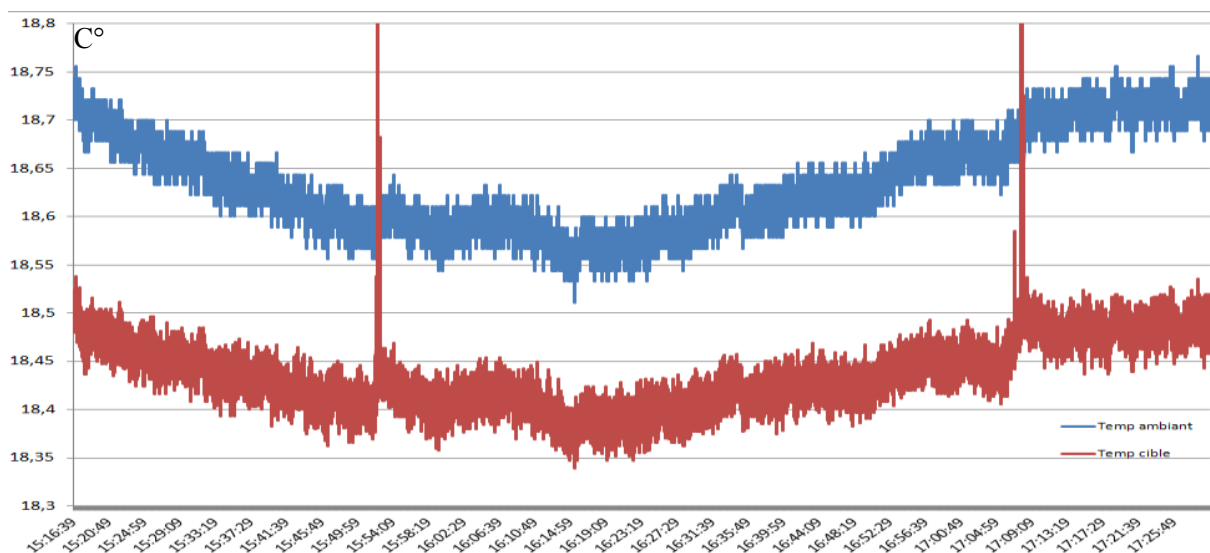


Figure 58 -Mesure de l'impact sur les températures cible et ambiante par allumage des LEDs de l'applique hospitalière

3.4.3 Choix du capteur à base de thermopile le mieux adapté

En 2006 un projet FUI (Fond Unique Interministériel) a été lancé : le projet Capthom [4] (capteur universel de présence humaine) dont l'objectif était de développer un détecteur de présence d'une personne (incluant aussi la position immobile).

Pour ce faire, le choix du projet a été d'utiliser la technologie thermopile qui permet de détecter le rayonnement infrarouge émis par une personne.

Pour cela, une thermopile réalisée par l'IEMN, laboratoire situé dans la région Lilloise et expert dans ce domaine, a été choisie pour évaluation. En effet l'IEMN développe depuis quelques années des micro-capteurs de rayonnement infrarouge dont l'originalité est qu'ils peuvent fonctionner à l'air libre, sans boîtier de protection.



Figure 59-Vue éclatée du capteur

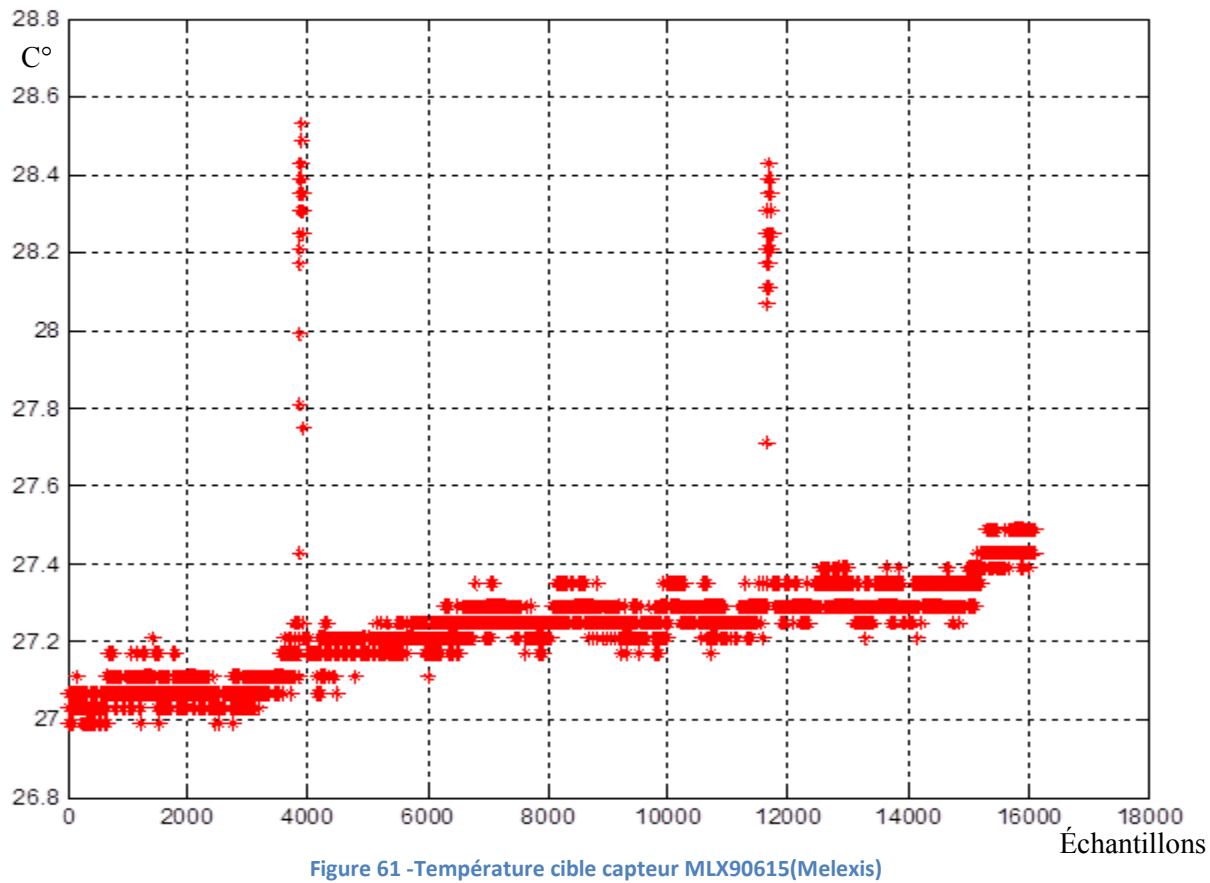
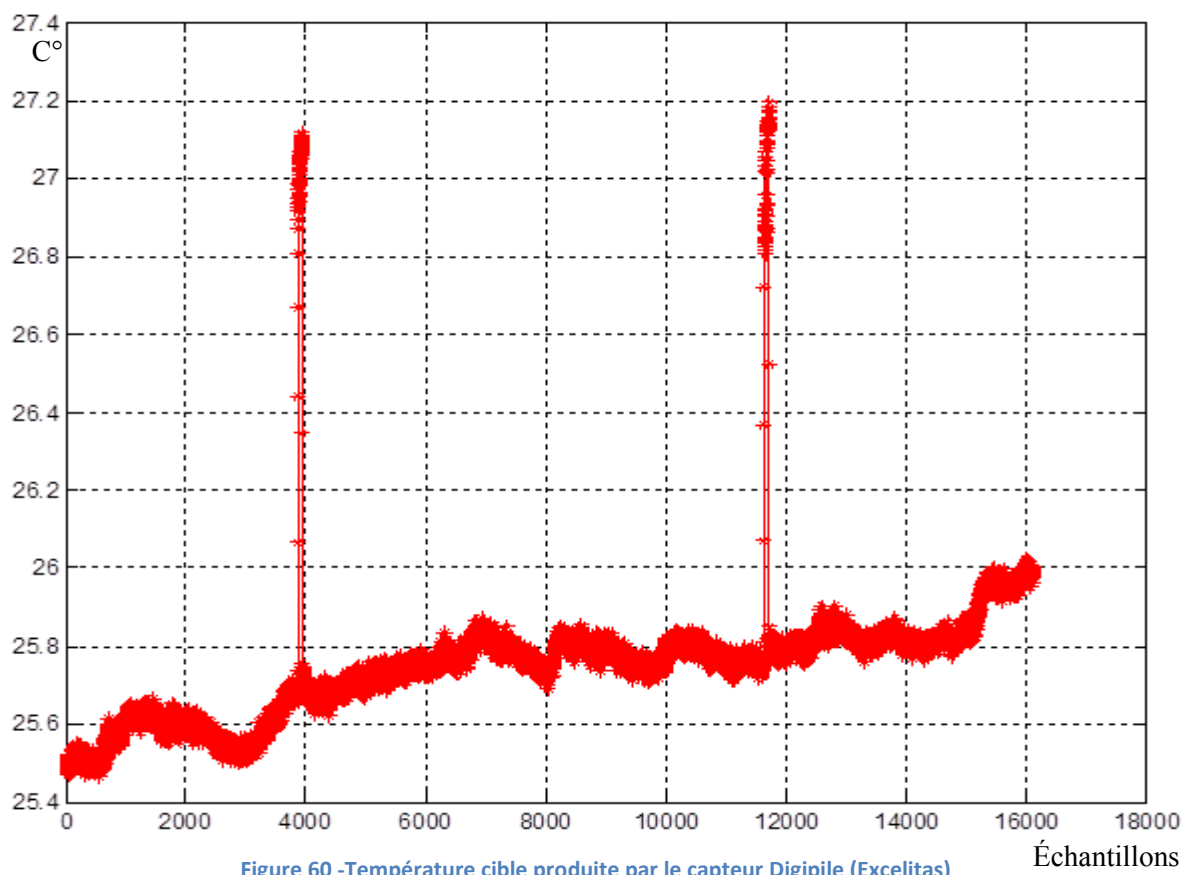
Afin d'implémenter un capteur intelligent, le traitement des données devra être effectué en local, au niveau du capteur. L'algorithme comportant les méthodes de filtrage et les modèles de reconnaissance, sera donc programmé sur cible embarquée.

Comme notre choix s'est porté sur la programmation embarquée, nous avons alors effectué une prospection portant sur toutes les entreprises réalisant des thermopiles intégrant de l'intelligence embarquée avec le capteur. La plupart des capteurs existants ne comportent pas d'intelligence embarquée.

Les capteurs qui ne peuvent pas être intégrés dans la nouvelle applique hospitalière ne seront donc pas retenus, comme par exemple celui de Laser Components qui présente un angle de vision vraiment trop faible pour couvrir le champ de détection du lit.

Reste le choix entre deux thermopiles MLX90615 (Melexis) et la Digipile (Excelitas).

Une comparaison de sensibilité de chaque capteur a été effectuée en plaçant à deux reprises un corps chaud à 30 cm de leur capsule : un exemple de relevé comparatif des signaux de température cible enregistrés pendant environ 1h15 par les deux capteurs est donné en Figure 60 et Figure 61.



A partir de l'analyse des deux figures (60 et), on remarque que le signal mesuré par la Digipile présente un bruit de mesure plus faible (0.1°C) que le signal mesuré par le capteur Melexis (0.2°C) et de plus, la sensibilité de détection du deuxième pic de variation de température est légèrement meilleure. En conséquence, notre choix s'est porté définitivement sur la thermopile proposée par la société Digipile.

3.5 Conclusions

Les perturbations électromagnétiques engendrées par les LEDs et constatées au cours de notre expérimentation vont devoir être filtrées par la suite. Des techniques de filtrage ont été retenues telles que : le filtre médian, le filtre médian conditionné. Ces méthodes de prétraitement du signal seront présentées dans le chapitre suivant. De plus, des perturbations liées à l'ouverture des fenêtres et à la mise en route du chauffage sont à prendre en compte lors du traitement des signaux.

3.6 Bibliographies

- [1] Sander van Herwaarden''Physical Principles of Thermal Sensors''Sensors and Materials, Vol. 8, No. 6 (1996) 373-387 MYU Tokyo
- [2] Safa Kaspa ''Thermoelectric effects in metals: thermocouples'' S.O. Kasap 1997-2001
- [3] Theodore L. Bergman, Adrienne S. Lavine , Frank P. Incropera, David P. DeWitt : 'Fundamentals of Heat and Mass Transfer' Book, Hardcover : 1080 pages ,Edition : 7, April 12, 2011
- [4] D.Brulin , E. Courtial ,G.Allibert : 'Position Estimation and Fall Detection using Visual Receding Horizon Estimation' Joint 48th IEEE Conference on Decision and Control and 28th Chinese Control Conference Shanghai, P.R. China, December 16-18, 2009 978-1-4244-3872-3

Chapitre 4 - Détection de présence et d'absence du lit

Ce chapitre a pour but d'introduire certaines techniques de détection de ruptures particulièrement intéressantes pour notre problème de détection de présence ou d'absence du patient de son lit. En effet il consiste en la détection de deux états différents ou de deux hypothèses : absence ou présence d'un signal donné que nous recherchons.

Dans la première section de ce chapitre, nous explorerons des méthodes de traitement du signal afin de réduire le bruit de mesure qui entache le signal utile issu du capteur de présence. Ceci revient en effet à traiter un problème classique de traitement du signal où nous introduirons des approches particulièrement bien adaptées telles que le filtre médian, le filtre médian conditionné et la transformée en ondelettes.

Puis dans la seconde partie de ce chapitre, nous nous intéresserons au problème de détection de ruptures du signal pour lequel nous avons retenu successivement des approches de modélisation des deux états de notre problème telles que le calcul de la variance et le modèle ARMA. Compte tenu de la nature de notre signal, ces modèles détectent les ruptures mais ne permettent pas de distinguer les états 'présent' des états 'absent' du système. Pour cela, des algorithmes de classification ont été explorés tels que les K-moyennes, les K-plus-proches-voisins et les réseaux de neurones (MLP). Ci-dessous nous représentons la chaîne globale de tous ces traitements indiquant leur ordre et le type d'opération qu'ils effectuent.

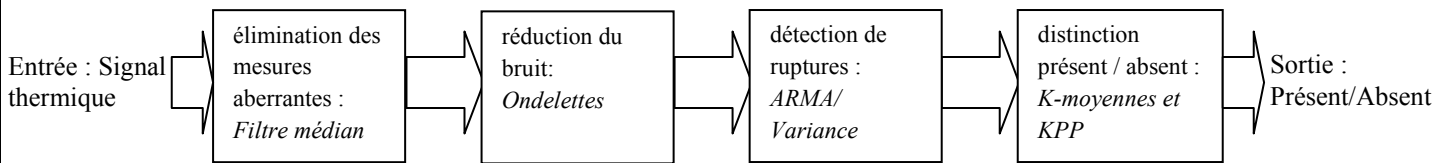


Figure 62- Différents types de traitement effectués sur le signal thermique produit par le capteur d'alimentation

Section 1 : Méthodes de traitement du signal pour les signaux thermiques

Dans cette section nous allons présenter succinctement les méthodes de l'état de l'art qui peuvent être appliquées à notre problématique concernant le capteur thermique de présence. Ensuite, dans les sections suivantes, nous allons successivement décrire les méthodes de filtrage telles que *le filtre médian*, *le filtre médian conditionné* et *la transformée en ondelettes*.

4.1 Etat de l'art sur les méthodes de filtrage du signal

Le traitement du signal monodimensionnel est un domaine assez vaste et déjà bien couvert par la communauté scientifique. Nous nous sommes intéressés à quelques unes de ses applications, en particulier les domaines pour lesquels les méthodes de détection de ruptures ont été largement utilisées:

- Détection des signaux environnementaux.
- Détection de la parole.

- Détection des signaux sonar ou radar.

4.1.1 Réduction du bruit de mesure

Autrement dit pour distinguer les régions où il existe de l'information utile et où il existe du bruit, on trouve des algorithmes de détection qui fonctionnent avec une logique binaire. Ces algorithmes testent l'hypothèse « il y a que du bruit » contre l'hypothèse « il y a du signal utile avec du bruit ». Il produit la valeur logique 1 ou 0 pour chaque segment de signal analysé, indiquant respectivement la présence ou l'absence de l'information utile.

Dans le domaine de la reconnaissance de la parole, un détecteur d'activité vocale - DAV ou VAD [36] (Voice Activity Detector) - est utilisé pour repérer le début et la fin des zones utiles, c'est-à-dire du signal de parole, à reconnaître. Les périodes de silence détectées servent à actualiser les paramètres du modèle de bruit qui est en général un estimateur de densité spectrale de puissance - par exemple dans le cas de la soustraction spectrale [37] et ses variantes [38] [39] -. La présence d'un VAD suffisamment sensible et robuste dans un système de filtrage ou de réduction de bruit se traduit alors par une amélioration du taux de reconnaissance [36]. Lors de la détection d'un signal de parole, le système de reconnaissance peut alors analyser cette partie de signal pour reconnaître le ou les mots prononcés.

D'autres approches plus récentes de détection d'activité de signal utile, appliquées aux sons de la vie courante, sont fondées sur le principe dit de GAET (Geometrically Adaptatif Energy Threshold) [1][2].

Une autre technique de détection de la parole s'appuie sur le principe de passages périodiques de la valeur du signal par zéro pour différencier la parole des bruits (méthode de Sambur [40], etc...).

L'ouvrage de J.P. Haton [36] et [42] donne un tour d'horizon détaillé sur les approches à la fois mono-voie et multi-voies en réduction de bruit.

Le filtre médian est également très utilisé particulièrement dans le domaine du traitement d'image pour éliminer le bruit additif aléatoire. Il est utilisé pour l'élimination des signaux impulsionnels de durée plus courte que leur longueur divisée par deux.

Le filtre médian conditionné, est une méthode introduite par Dufaux, A [22] et utilisée dans la thèse de Dan Istrate [31] pour la détection des sons de la vie courante dans des applications de santé à domicile. Cette méthode repose sur l'application du filtre médian lorsque la condition établie est satisfaite.

4.1.2 Détection de ruptures

Dans l'état de l'art, on trouve différentes méthodes de détection de ruptures qui ont été appliquées aux données financières, économiques, hydrologiques ou encore physiologiques. Utilisant différentes approches, Basseville et al. ont largement abordé ce thème de détection de ruptures ou de changement dans les caractéristiques du signal [24].

Picard et al. ont utilisé les modèles statistiques en proposant des méthodes asymptotiques [26]. D'autres méthodes statistiques, fondées sur la moyenne ou basées sur le maximum de vraisemblance

ou encore celles fondées sur les rangs de la fonction de répartition empirique, ont été étudiées afin de détecter la rupture.

Pour des processus fortement dépendants, dont le paramètre de dépendance longue mémoire de la série temporelle ne change pas en fonction du temps, Beran et Terrin ont développé un test [25] construit à partir d'un théorème de la limite centrale pour les formes quadratiques : une légère variation du paramètre de dépendance peut avoir un grand impact sur les caractéristiques statistiques du processus étudié.

Par ailleurs, Vostrikova et al. ont travaillé avec la méthode de segmentation binaire permettant de trouver tous les points de changement possible [27]. Quant à Lavielle et al., ils ont utilisé cette méthode de segmentation binaire en définissant un critère de choix de modèle qui permet d'estimer un nombre de changement adapté [28][29].

4.2 Algorithmes de filtrage mis en œuvre pour le prétraitement des signaux issus du capteur de présence

4.2.1 Le corpus

Afin d'expérimenter les différents algorithmes issus de l'état de l'art, nous avons enregistré la base de données dans les conditions suivantes :

- Le capteur d'alitement est placé à 1 mètre de hauteur par rapport au lit.
- La durée des enregistrements était de 5 jours.
- Les enregistrements ont été effectués en hiver, le chauffage était donc en service
- La température de la chambre était constante au cours des quatre premiers jours.
- Le chauffage de la chambre était réglé sur une position médiane au cours des quatre premiers jours.
- Le patient était seul dans l'appartement.
- .

Les données disponibles sont des variables vectorielles sauvegardées dans des fichiers sous format ASCII et d'extension « .txt », comme on peut le voir sur la Figure 63. Suite à des problèmes logiciels et des problèmes d'alimentation du capteur, l'acquisition s'est arrêtée plusieurs fois au cours de cette campagne d'enregistrements. En Figure 64, on peut apprécier un échantillon de ces signaux enregistrés au cours de cette campagne.

Fichier	Edition	Format	Affichage	?	Température Ambiante	Température Cible
12/26/2011		16:00:00	22.60	22.30		
12/26/2011		16:00:00	22.70	22.40		
12/26/2011		16:00:00	22.60	22.40		
12/26/2011		16:00:00	22.70	22.30		
12/26/2011		16:00:01	22.60	22.30		
12/26/2011		16:00:01	22.60	22.30		
12/26/2011		16:00:01	22.60	22.30		
12/26/2011		16:00:02	22.70	22.30		
12/26/2011		16:00:02	22.60	22.30		
12/26/2011		16:00:02	22.70	22.30		
12/26/2011		16:00:03	22.60	22.40		
12/26/2011		16:00:03	22.70	22.30		
12/26/2011		16:00:03	22.70	22.40		
12/26/2011		16:00:03	22.70	22.40		
12/26/2011		16:00:04	22.60	22.30		
12/26/2011		16:00:04	22.60	22.30		
12/26/2011		16:00:04	22.70	22.30		
12/26/2011		16:00:05	22.60	22.30		
12/26/2011		16:00:05	22.70	22.30		
12/26/2011		16:00:05	22.70	22.40		
12/26/2011		16:00:05	22.70	22.40		
12/26/2011		16:00:06	22.70	22.30		
12/26/2011		16:00:06	22.70	22.30		
12/26/2011		16:00:07	22.60	22.30		
12/26/2011		16:00:07	22.60	22.30		

Figure 63–Exemple de fichier ASCII de la base de données enregistrées à l'appartement GIS Madonah.

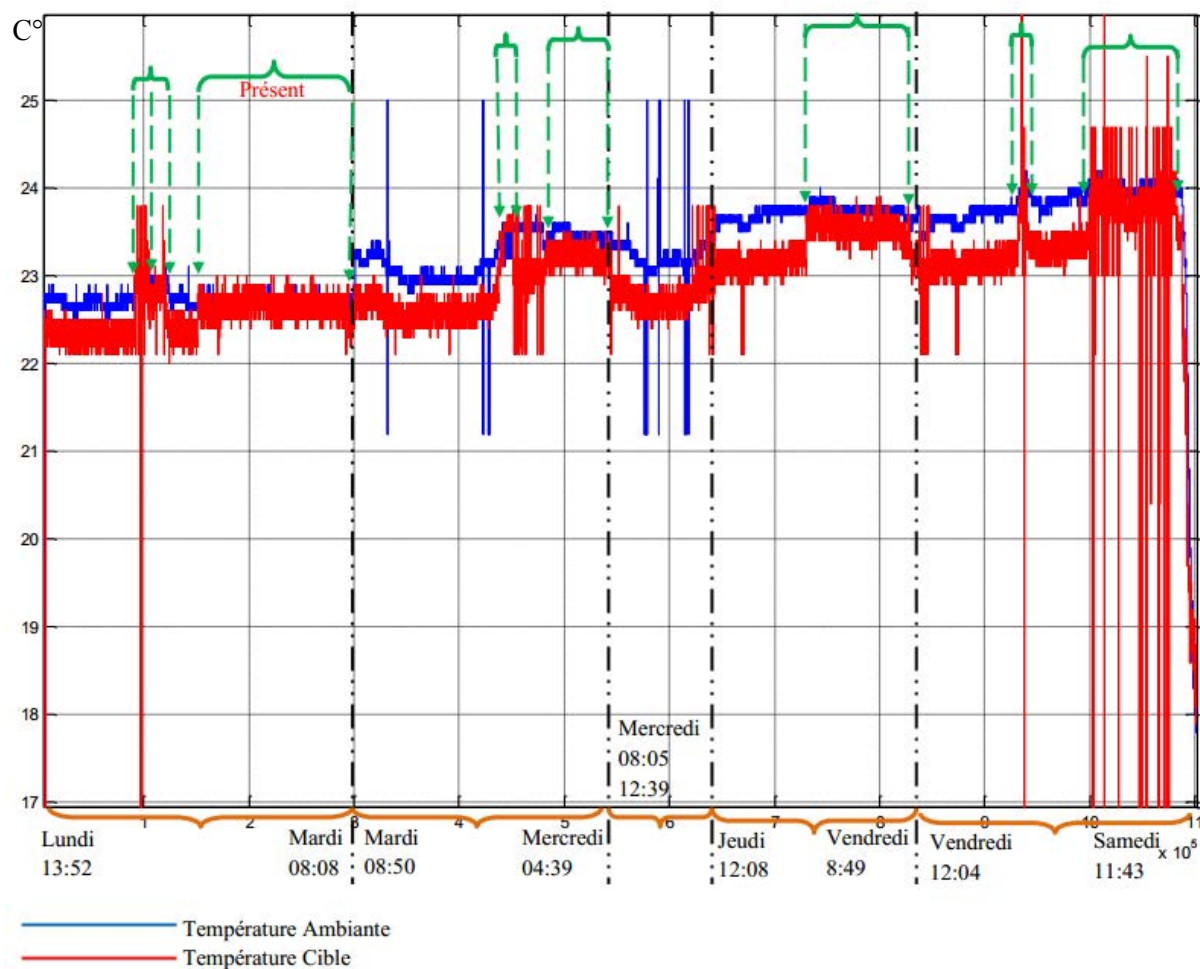


Figure 64–Présentation de données brutes

4.2.2 Prétraitement du signal effectué au niveau de la thermopile

Le Cortex (l'uC PIC) utilisé dans la thermopile présente une plage de quantification sur 8 bits, même si le convertisseur a une résolution de 10 bits. Comme il est difficile de manipuler des registres sur 10 bits, nous avons été amenés à faire le choix (assez classique) de n'utiliser que les 8 bits les plus significatifs, ce qui implique une perte de précision de quantification de la mesure. En revanche, un filtrage passe-bas permettant d'éliminer le bruit du convertisseur et de la chaîne de mesure peut être mis en œuvre pour pallier ce problème. On utilise généralement un convertisseur 10 bits à 8 1/2 ou 9 bits réels. En conclusion, par l'élimination des 2 bits les moins significatifs nous éliminons le bruit de la chaîne d'acquisition ce qui nous amène à déduire que le bruit superposé au signal provient, soit de la température de l'environnement, soit du boîtier du capteur ou des problèmes de compatibilité électromagnétique constatés dans le précédent chapitre (voir chapitre 3).

4.2.3 Elimination des données aberrantes par application du Filtre Médian

Dans la base de données, on remarque des valeurs de températures aberrantes qu'il faut éliminer. Ces valeurs sont dues soit à des problèmes du logiciel d'acquisition soit à des problèmes de compatibilité électromagnétique du capteur (le capteur étant un prototype). A partir des données récupérées à l'issue de mon séjour d'une semaine à la maison pilote de GIS MADONAH, on a constaté que les valeurs aberrantes sont des pics d'un seul point. Par conséquent, un filtre médian à trois points nous semble une solution adéquate pour éliminer ces valeurs aberrantes.

Le filtre médian est un type de filtre non-linéaire qui s'applique sur une fenêtre d'analyse de taille L échantillons, L devant être impair. Ce filtre délivre comme sortie la valeur correspondante à l'indice $(L+1)/2$ après avoir ordonné les L valeurs consécutives dans un ordre croissant ou décroissant [3][4]. L'organigramme expliquant la démarche est donné en Figure 65. Le filtre médian est considéré comme un filtre non-linéaire et non-causal de type passe-bas.

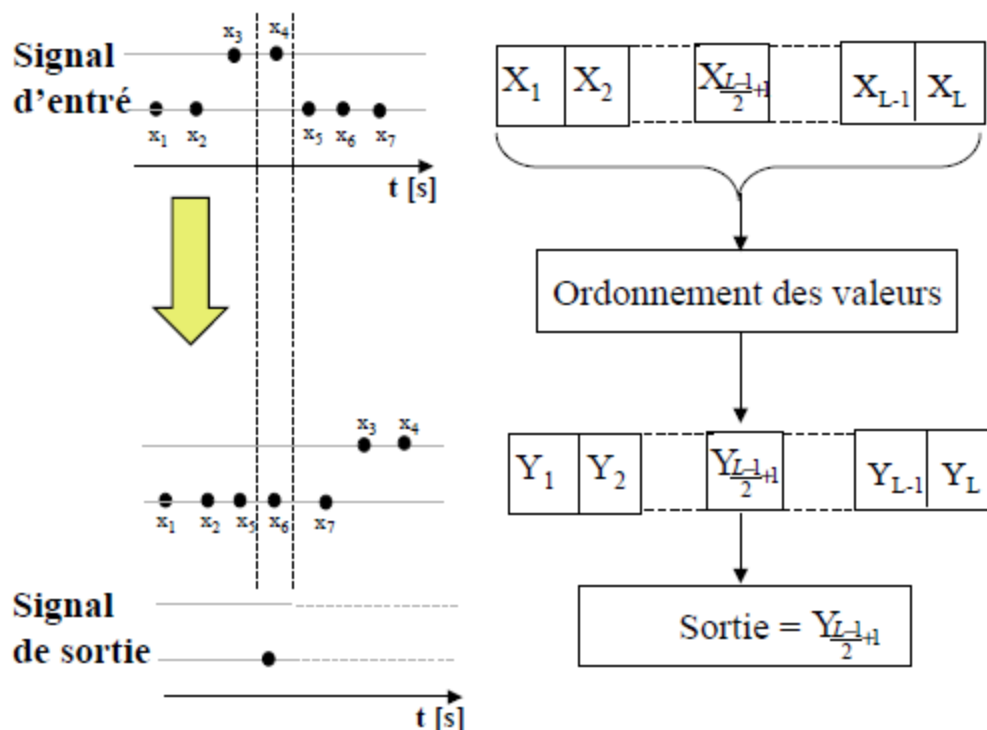


Figure 65 -Organigramme du filtre médian

Pour illustrer le fonctionnement d'un filtre de longueur fixé à $L = 7$, nous avons injecté à son entrée une série d'impulsions de largeur variable de 1 à 10 échantillons : on observe que les impulsions ayant une largeur de 1 à 3 échantillons sont éliminées par le filtre médian puisqu'elles ont une largeur plus petite ou égale à la demi-profondeur du filtre médian. Nous pouvons alors conclure que les signaux ayant une largeur plus petite ou égale à 3 $((7-1)/2)$ sont éliminés. Par ailleurs, le signal en sortie du filtre médian présente un retard par rapport à l'entrée de L fois la durée d'un échantillon.

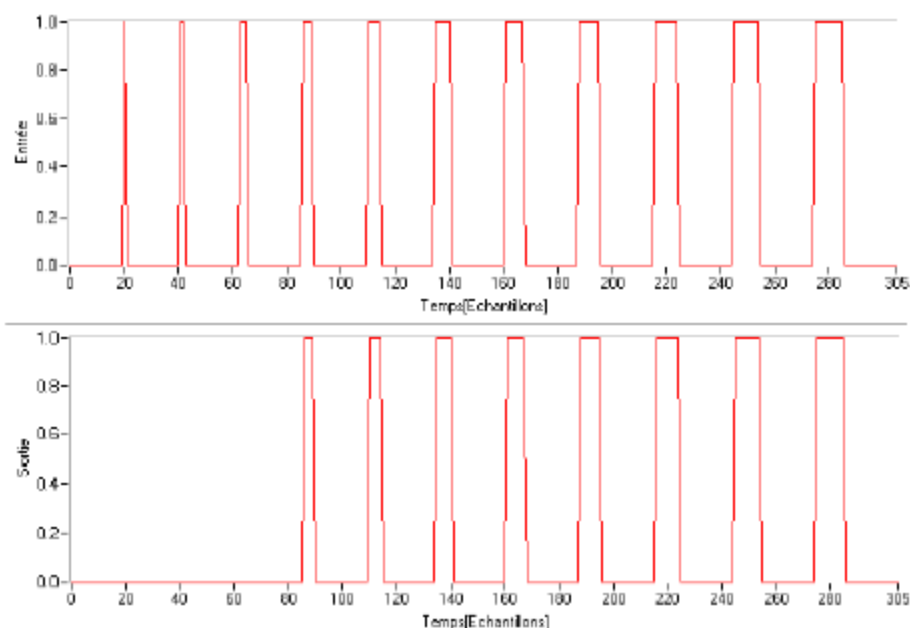


Figure 66 -Réponse du filtre médian à une série d'impulsions de largeur variable.

Résultats

Nous avons appliqué ce filtre médian de taille trois, de manière glissante sur les signaux de la base de données obtenue à l'issue de la campagne d'enregistrements, d'une durée d'une semaine, dans l'appartement pilote de GIS MADONAH.

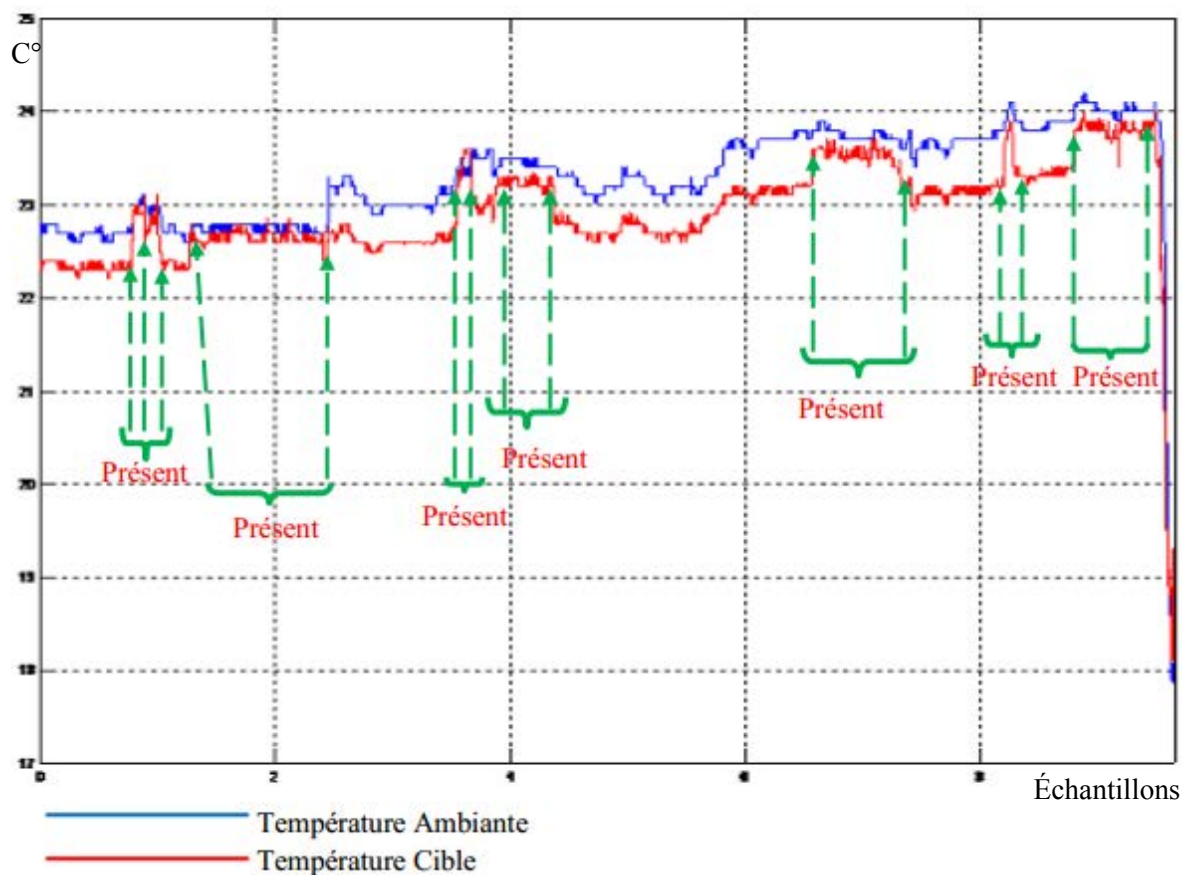


Figure 67 -Résultat obtenu avec le filtre médian appliqué sur les données brutes présentées précédemment.

En comparant l'allure des signaux présentés en Figure 64, on peut constater aisément que le filtre médian de taille égale à 3 permet d'éliminer efficacement les pics qui correspondent à des données aberrantes. L'application d'un filtre médian sur une fenêtre de taille supérieure à 3 points élimine ces pics mais aussi d'autres points qui peuvent faire partie du signal utile lui même. En conséquence, le choix de la taille L de la fenêtre d'analyse sur laquelle on applique le filtre médian dépend de la largeur des bruits à éliminer. Par ailleurs, un choix de taille de fenêtre trop élevé va en effet augmenter l'efficacité de réduction du bruit de mesure au détriment de la conservation des caractéristiques du signal utile. Des tests ont été faits avec chevauchement des fenêtres à 33% et 66% ainsi qu'avec des fenêtres contigües. Compte tenu des résultats obtenus, nous avons retenu le filtre médian avec un chevauchement de fenêtres à 66%.

La Figure 68 ci-dessous illustrent les résultats du filtre médian de taille 3 appliqué à des signaux récupérés pendant une semaine dans la maison pilote GIS MADONAH.

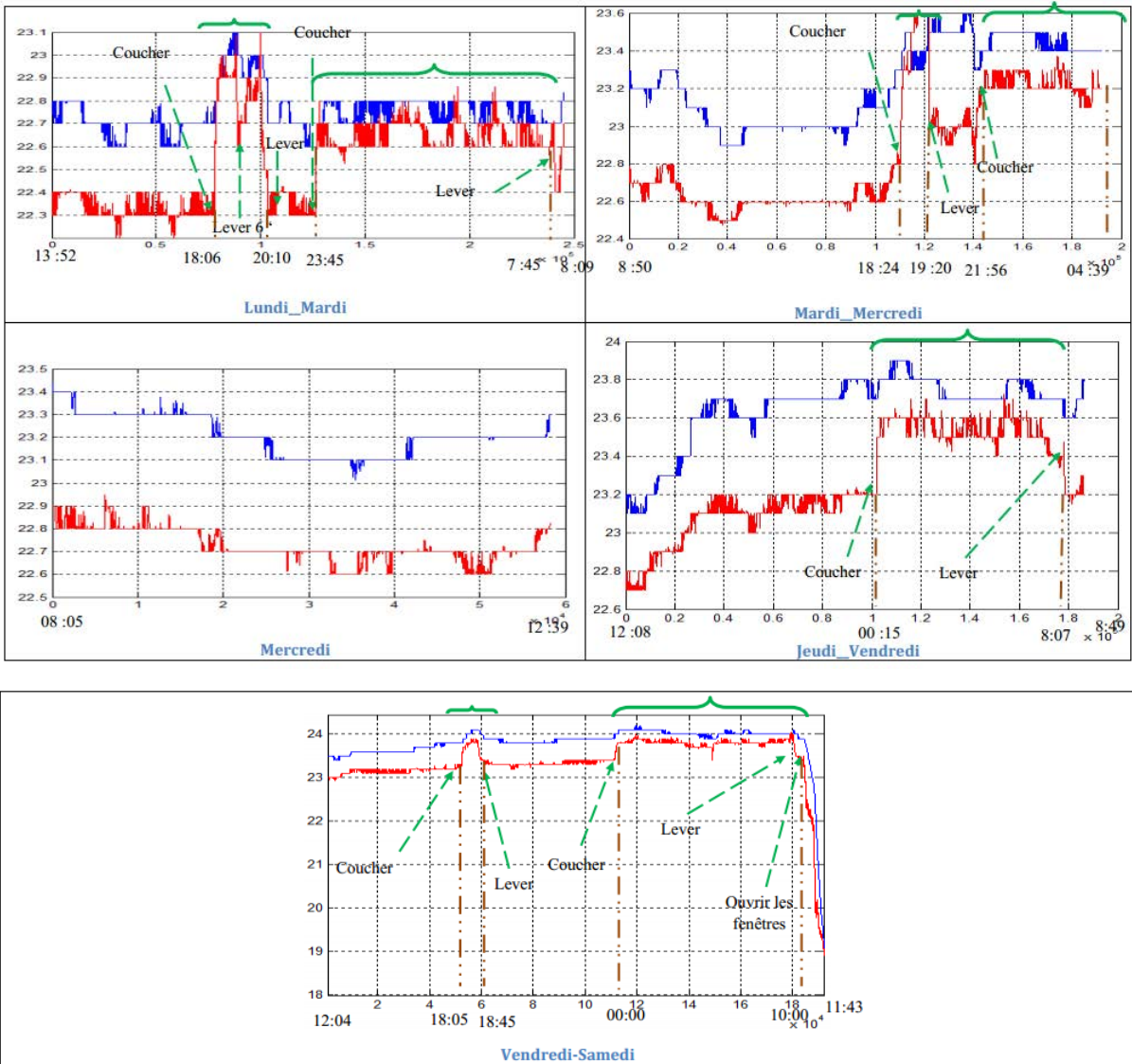


Figure 68 -Détail des données prétraitées (la courbe rouge présente la température cible et la courbe bleu correspond à la température ambiante).

Nous remarquons sur la Figure 68 que le filtre médian a éliminé les bruits qui ont une durée plus petite ou égale à 3 échantillons.

4.2.4 Différentiel de température ambiante et cible après filtrage médian conditionné

Sachant que la température du lit est influencée par la température de la chambre, le calcul de la différence entre les températures *cible* et *ambiante*, ou *différentiel de températures*, nous permet d’avoir un seul paramètre qui intègre les deux mesures générées par la thermopile. Le calcul du différentiel de températures réduit ainsi la dépendance de la température cible de la température ambiante. Sur la Figure 69, on remarque que le différentiel de température permet de distinguer les périodes d’absence de celles de présence de la personne dans son lit.

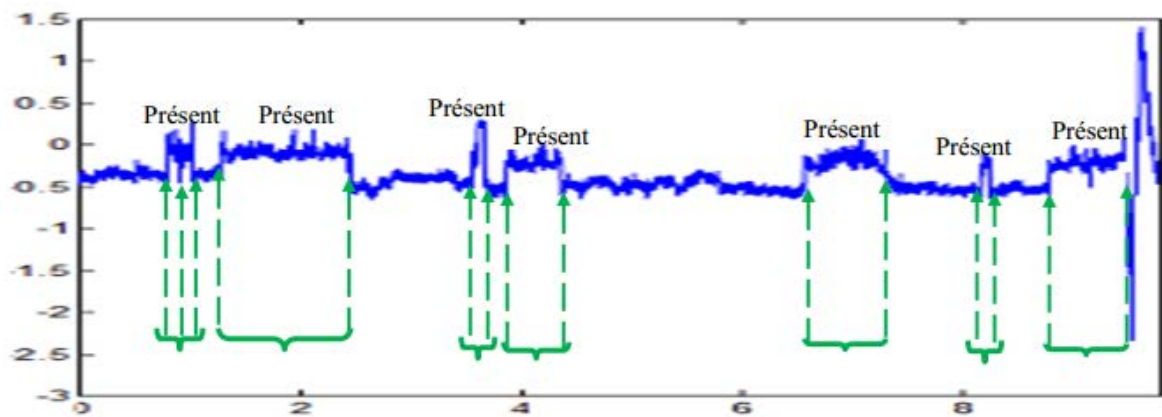


Figure 69 -Différentiel de températures *ambiante* et *cible*.

Pour améliorer le calcul du différentiel de températures, on applique au préalable le filtre médian conditionné. Le filtre médian conditionné ne permet de prendre en considération que les variations importantes du signal, en particulier celles qui ne sont pas engendrées par du bruit. Le choix de la taille de la fenêtre d'analyse N - comme vu précédemment - et le seuil de décision, noté K , sont deux paramètres critiques pour le bon fonctionnement du filtre médian conditionné.

Celui-ci se comporte alors comme un filtre médian classique si et seulement si la condition établie au préalable est satisfaite. Dans le cas contraire le signal de sortie est égal au signal d'entrée. Ce filtre est non-linéaire et non-causal de type passe-bas.

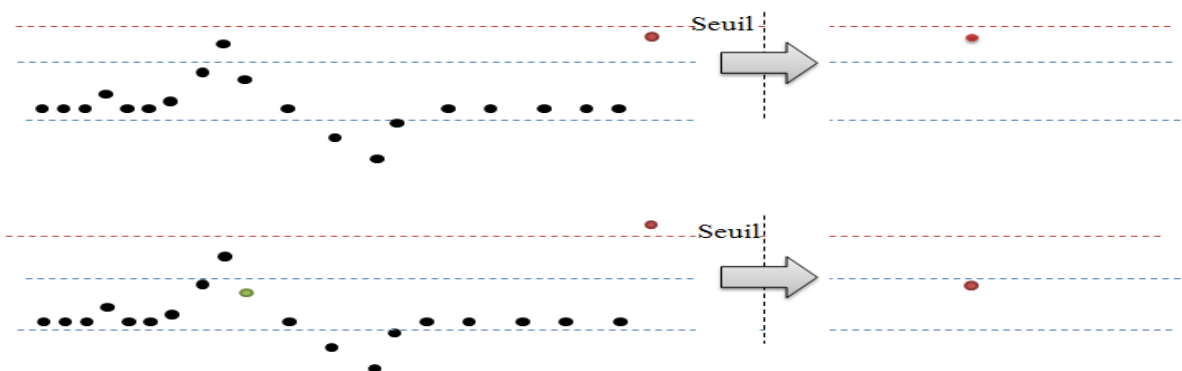


Figure 70 -Algorithme du filtre médian conditionné.

4.2.5 Détection de mouvement par combinaison du filtre médian conditionné et du calcul du différentiel de températures cible-ambiant

La détection de mouvements s'appuie essentiellement sur le filtre médian conditionné. Ce dernier repose sur une condition établie au préalable en fixant un seuil de manière expérimentale. Le choix de ce seuil, que l'on notera K , influence la sensibilité du capteur aux mouvements de la personne. Afin de détecter une rupture ou une forte variation du signal dans la séquence de mesures de température, l'algorithme consiste principalement à estimer la différence entre la sortie du filtre médian conditionné glissant et les données brutes. En ce sens, il s'apparente aux algorithmes utilisés pour la détection d'activité vocale de type VAD. La sortie de cet algorithme est évaluée par la formule suivante :

$$Diff(i) = S(i) - S_{filtré}(i)$$

où $S(i)$ représente et $S_{filtré}(i)$ le

L'algorithme de détection de mouvements, que nous avons introduit, fonctionne selon le principe décrit dans l'organigramme suivant:

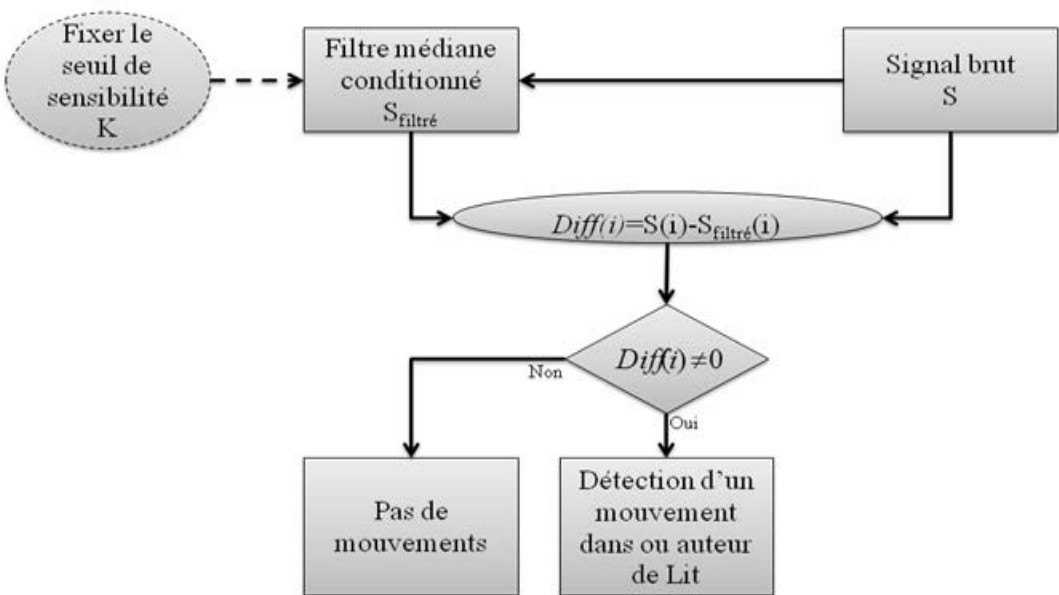


Figure 71 -Organigramme de l'algorithme de détection de mouvements par le filtre médian conditionné.

Cet algorithme permet de décerner les variations importantes du signal pour une sortie $Diff(i)$ différentes du zéro et détecter donc les mouvements de la personne dans le champ de vision du capteur.

On rappelle que le filtre médian est appliqué sur une fenêtre d'analyse de taille $L=3$ points et qu'il permet d'éliminer les pics qui correspondent aux données aberrantes et qui ont une largeur plus petite ou égale à $(L-1)/2$.

Afin de déterminer la valeur du seuil K et la taille de la fenêtre d'analyse L , nous avons effectué quelques évaluations reportés dans le tableau ci-dessous.

4.2.6 La condition établie avec un seuil empirique

La condition du filtre médian que nous avons établie est la suivante « si la différence entre le premier point de la trame - fenêtre d’analyse glissante - et le dernier point est supérieur à un seuil prédéfini - une valeur paramétrable – nous appliquons le filtre median classique».

Nos expérimentations effectuées au laboratoire, nous ont permis de choisir la taille de la fenêtre d’analyse L et le seuil de détection K.

La taille de la fenêtre	Les mouvements détectés
3	Pas de détection
5	Pas de détection
7	Pas de détection
9	Pas de détection
11	Pas de détection
13	Des mouvements très brusques et proches de capteur (moins de 0.5 m)
15	Des mouvements brusques et proches de capteur (moins de 0.5m)
17	Des mouvements proches de capteur (auteur 0.5m)
19	90% de mouvements autour et en-dessous du capteur
21	90% de mouvements autour et en-dessous du capteur
23	90% de mouvements autour et en-dessous du capteur
25	91% de mouvements autour et en-dessous du capteur

Tableau 6 -Choix empirique de la taille de la fenêtre pour le filtre médian conditionné.

La taille choisie pour la fenêtre de traitement est L= 19. C’est la taille de fenêtre minimale qui nous permet d’avoir un taux de détection suffisamment élevé avec un retard acceptable dans le traitement du signal.

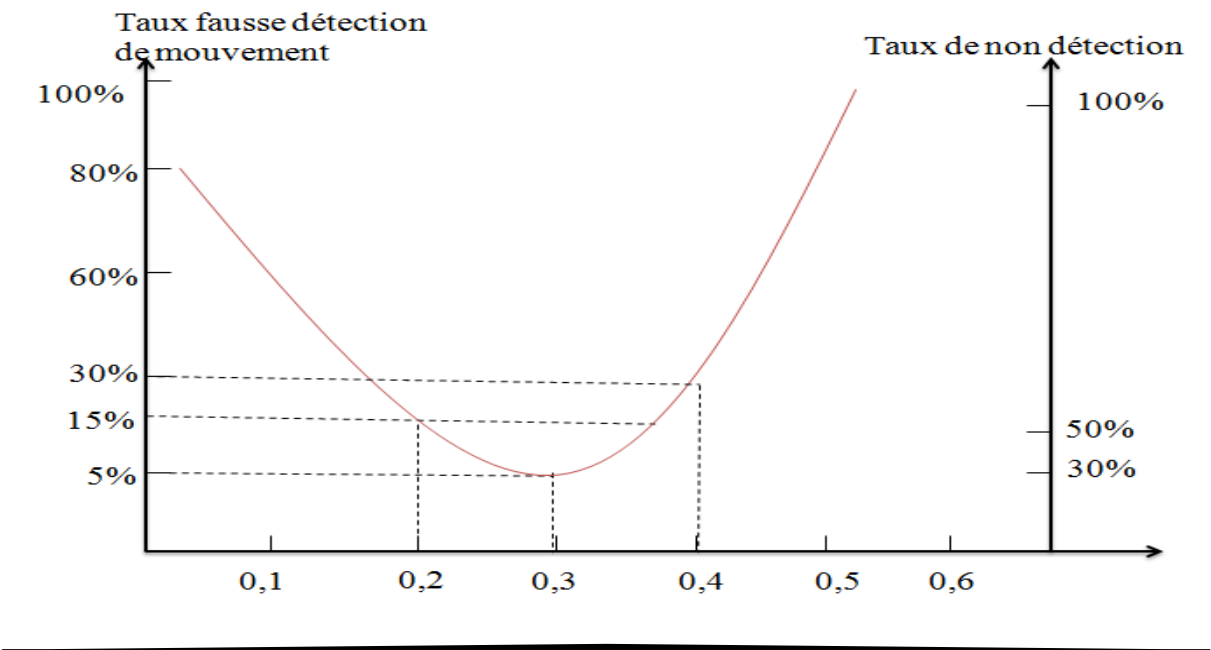


Figure 72 - Choix optimum de la valeur de seuil K pour le filtre médian conditionné.

La valeur choisie pour le seuil, $K = 0.3$, correspond donc à la valeur optimale trouvée sur la courbe ci-dessus (Figure 72).

4.2.7 Détection de Présence

La combinaison de l'algorithme de détection de mouvement et la sortie de filtre médian nous permet donc d'avoir un algorithme pour la détection de présence ou d'absence de la personne dans son lit comme le montre l'organigramme suivant :

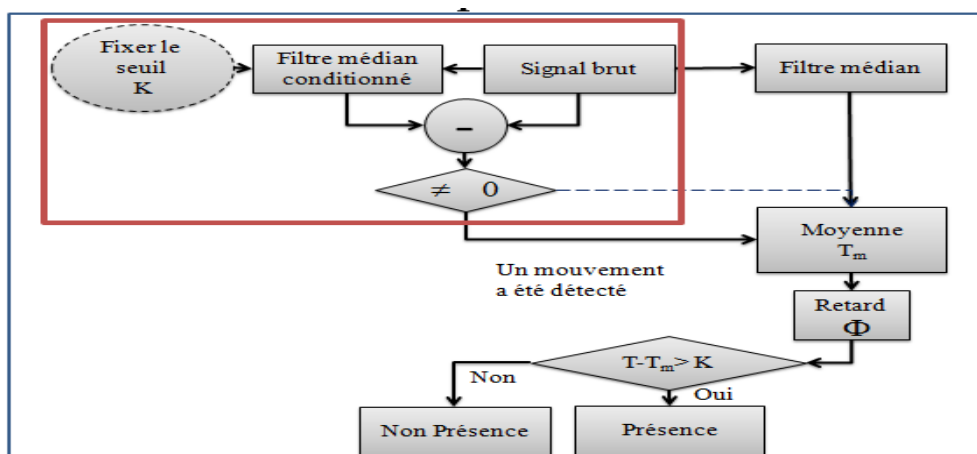


Figure 73 -Organigramme de l'algorithme de détection de présence ou d'absence du patient.

L'algorithme commence par la détection de mouvements pour déclencher le calcul de la moyenne sur la sortie du filtre médian. Cette moyenne sera comparée avec le signal instantané en sortie du filtre médian de la fenêtre courante pour confirmer la présence de la personne dans le lit ou son absence. Cette approche s'apparente à la comparaison de deux estimateurs de moyenne - ou variance - du signal calculés à des constantes de temps respectivement faible - quasi instantané - permettant de repérer toute variation brutale du signal (fréquemment utilisé dans les détecteurs d'activité vocale). Donc à partir des données générées par la thermopile, nous en déduisons deux informations : le mouvement de la personne et sa présence/absence.

Résultats

Dans les conditions de laboratoire, les résultats de la fusion du filtre médian conditionné et de la sortie du filtre médian pour 10 essais sont :

- la détection de présence : 80% de bonnes détections. Très peu de faux positifs ont été constatés.
- la détection de mouvements autour et en-dessous du capteur est de 90%. En revanche des faux positifs ont été constatés quant une personne était très proche du lit. Cela s'explique par le fait que le champ de vision du capteur est plus large que le lit.

Les faux positifs n'ont pas été évalués numériquement à cause des conditions difficiles de l'évaluation temps réel.

L'application de cet algorithme a donné de moins bons résultats sur les données prélevées à l'appartement du GIS MADONAH.

Discussion

L'algorithme implémenté a donné des bons résultats au laboratoire alors qu'il a présenté de mauvais résultats sur les données collectées à la maison de GIS MADONAH, cela peut s'expliquer par la différence de niveau de contraste thermique observé au laboratoire - plus fort - et à la maison pilote de la résidence Bellevue à Bourges - plus faible -. Une explication peut en être donnée : au laboratoire, l'environnement était relativement plus froid - mois de Février 2012 - que celui de la maison pilote de GIS Madonah. Dans le laboratoire, nous avons utilisé le bureau comme lit. Comme le bureau était froid, le fait de s'allonger sur le bureau génère une différence thermique assez importante, ceci à cause du contraste thermique entre le corps humain et le bureau. En revanche, le fait de s'allonger sur le lit installé dans l'appartement chauffé de GIS MADONAH, provoque une différence thermique moins importante, ce qui explique que cette méthode ne peut pas détecter le coucher de la personne. Par conséquent, nous remettons en cause la sensibilité du capteur.

Ceci nous a conduit à expérimenter une autre méthode de traitement pour mieux détecter les ruptures ou changements d'états (présence ou absence). Ceci en introduisant un traitement fondé sur la transformée en ondelettes.

4.3 Les Ondelettes

4.3.1 Introduction

Dès 1909, le mathématicien hongrois Alfred HAAR (1885-1933) a proposé, dans sa thèse de doctorat, la première décomposition en ondelettes d'un signal. Les fonctions appelées ondelettes constituaient une base de fonctions orthogonales qui présentent la particularité de ne pas être dérivables. Plus récemment, de nouvelles fonctions d'ondelettes ont été introduites par [5][6], qui constituent également une base de fonctions orthogonales, et qui, de plus, sont dérivables. Elles ont été notamment mises en œuvre dans le cadre de l'analyse multi-résolution de signaux [7].

Jean MORLET, géophysicien français (1931-2007), a introduit les structures obliques afin de trouver des bases de fonctions pour représenter des signaux. Ces bases de fonctions ne sont pas nécessairement orthogonales. Ensuite, dans les années 90, la Baronne Ingrid Daubechies[8][9] a travaillé sur les résultats obtenus par J. Morlet afin de développer un support théorique. Afin d'analyser l'énergie de signaux non-stationnaires sur plusieurs plages de fréquence, on décompose le signal en ondelettes. Le changement sur un ou plusieurs niveaux de décomposition des signaux - niveaux d'échelles - permet de détecter tout changement de fréquence ou d'énergie.

4.3.2 Les Ondelettes

Le terme ondelette désigne une fonction qui oscille pendant un "temps donné", si la variable est le temps, ou sur un intervalle de longueur finie, si la variable est de type spatial. Au-delà, la fonction décroît très vite vers zéro.

Les structures obliques ont des expressions analytiques simples, et toute fonction de carré sommable peut être approchée, avec la précision voulue, par une somme finie d'ondelettes issues d'une structure oblique. Cette propriété est équivalente à celle de l'approximation universelle pour les réseaux de fonctions.

4.3.3 Représentation temps-fréquence (la transformée en ondelettes)

Les transformations en ondelettes offrent un moyen d'analyse du signal par décomposition du signal en sous signaux de contenus fréquentiels différents, c'est-à-dire suivant des résolutions variables ou bien encore selon différentes échelles. La base d'ondelettes permettant cette décomposition est construite à partir d'une ondelette dite mère, par translation et dilatation de cette dernière, ce qui revient à projeter le signal d'origine sur cette base. La projection sur les fonctions d'ondelettes transforme un signal au départ à une dimension en une fonction discrète ou continue à deux dimensions : les positions auxquelles on accède par les translations et les échelles auxquelles on accède par les dilatations.

4.3.4 Utilisation des ondelettes

Les ondelettes ont été utilisées dans des domaines d'application très différents et à de multiples fins. Nous pouvons par exemple citer leurs utilisations dans le domaine de l'imagerie pour coder les images

[10], pour les compresser [13] ou pour détecter les contours [11]. Les ondelettes ont aussi été utilisées dans le domaine de la reconnaissance de la parole afin de compresser le signal [12] et dans le domaine de l'analyse de l'environnement sonore afin de segmenter et détecter les bruits à classifier [14]. Pour la réduction du bruit des signaux, les ondelettes ont été largement exploitées [15]. Dans le domaine biomédical, on retrouve plusieurs applications à base d'ondelettes : la mise en évidence des potentiels tardifs des signaux électro-cardiographiques (ECG), la détection du QRS () dans l'ECG [16], l'analyse de l'EEG (Electroencephalography) et l'EMG (Electromyography), la détection de ruptures dans l'EEG [17], la réduction sensible d'erreur dans la détection des complexes de QRS , la reconstruction des modèles d'ECG à partir des points d'extrema des coefficients d'ondelettes, la détection des transitoires EEG en s'appuyant sur les réseaux de neurones[18], la surveillance d'état des patients (après une opération coronaire d'angioplastie) à travers l'ECG en s'appuyant sur la décomposition discrète en ondelettes (DWT).

4.3.5 Choix des ondelettes

L'un des points les plus sensibles dans l'analyse du signal par ondelettes est le choix du type d'ondelettes. Le choix est souvent fait de manière arbitraire mais des critères de sélection doivent être pris en compte. Le tableau ci-dessous regroupe et classe quelques familles d'ondelettes [19] suivant leurs principales propriétés:

Analyse discrète			Analyse continue	
Ondelettes à filtre			Ondelettes sans filtre	
Support compact		Support non-compact	Réelles	Complexes
Orthogonales	Bi-orthogonales	Orthogonales	- Ondelettes Gaussienne	- Ondelettes Gaussienne
- Ondelettes de Daubechies		- Ondelettes de Meyer	- Ondelette de Morlet	- Ondelettes de complexes Shannon
- Ondelettes de Haar		- Ondelettes de Battle et Lemarié	- Chapeau Mexicain	- Ondelettes de complexes B-splines fréquentielles complexes
- Ondelettes Symlets				- Ondelettes de complexes. Morlet
- Ondelettes Coiflets				- Ondelettes de complexes. Paul

				complexes.
--	--	--	--	------------

Tableau 7 - Différents types d'ondelettes

Nous exploitons la transformée en ondelettes discrète si nous souhaitons compresser le signal à traiter. Cette transformée discrète s’appuie sur le choix d’une ondelette à filtre.

De manière similaire, nous utilisons une base d’ondelettes orthogonales pour avoir la représentation la plus compacte du signal, et nous effectuons une analyse non-orthogonale afin de lisser et repérer les variations continues en amplitude du signal.

Les ondelettes complexes sont utiles pour avoir l’information sur l’amplitude et la phase et sont adaptées pour évaluer le comportement oscillatoire du signal. En revanche, les ondelettes réelles sont utilisées pour estimer les différentes composantes du signal qui nous permettent de distinguer les pics et de situer les discontinuités. Par conséquent, en termes de détection de ruptures, les ondelettes réelles correspondent bien à ce que nous voulons détecter avec notre signal thermique généré par le capteur d’alitement.

Le choix d’ondelettes mères, dont la forme varie d’une ondelette à une autre, doit refléter les caractéristiques du signal à traiter. Par conséquent, les formes d’ondelette mère choisies doit ressembler au signal à analyser ce qui s’apparenterait à un filtrage adapté. Par exemple, pour étudier un signal caractérisé par des sauts de niveau précis, nous choisirons l’ondelette de Haar, tandis que pour un signal caractérisé par des variations régulières lentes, nous utiliserons l’ondelette de Daubechies. En revanche, pour étudier les caractéristiques de puissance spectrale d’ondelette, dans ce cas, le choix d’ondelette n’est pas critique.

Le choix du nombre de moments nuls de l’ondelette permet de déterminer le taux de concentration de l’information du signal dans quelques coefficients, ce qui est important pour la compression et la réduction de bruit.

La régularité de la fonction d’ondelette est très importante et utile à l’étape de la reconstruction du signal traité par ondelette.

Le choix de la largeur d'ondelette est déterminé par un compromis entre la largeur dans domaine temporel et la largeur dans le domaine fréquentiel. Une étroite fonction dans l'espace temporel aura une bonne résolution temporelle mais une faible résolution fréquentielle, tandis qu'une fonction large dans le domaine temporel aura une bonne résolution fréquentielle et une faible résolution temporelle.

Une fois l'ondelette choisie, nous devons sélectionner l'ensemble d'échelles à utiliser par la transformation en ondelettes. Dans le cas de l'utilisation d'une base orthogonale, nous sommes limités à un ensemble discret d'échelles comme proposé par [19].

Même en s'appuyant sur tous ces critères et considérations, le choix de la fonction la plus adaptée parmi toute cette panoplie de fonctions d'ondelettes n'est pas facile. Nous devons bien cerner le problème afin d'identifier le type de la transformée à appliquer et déterminer le type d'ondelette mère à utiliser. Comme nous l'avons déjà dit, le choix de l'ondelette mère s'appuie souvent sur la ressemblance entre le signal à traiter et la famille d'ondelettes mais cela peut aussi se faire de manière empirique avec le test des différents types d'ondelettes.

Dans le cas d'une analyse multi-résolution, l'utilisation d'une base ortho-normale est recommandée et pour un calcul précis de coefficients, il est préférable d'utiliser des ondelettes à support compact.

4.3.6 Détection de ruptures par ondelettes

Dans un premier temps, nous avons eu recours aux ondelettes dans l'objectif de détecter les ruptures du signal étudié. Comme nous l'avons vu précédemment, les ondelettes sont utilisées souvent pour détecter d'une part des variations courtes dans le temps - nécessitant une résolution temporelle la meilleur possible - de faite de leurs résolutions (ruptures du signal) grâce à un choix d'ondelettes approprié (ondelettes par échelle) et d'autre part un changement brutal en moyenne et en variance de signal.

L'analyse visuelle des signaux thermiques générés par le capteur d'alitement installé dans la maison de retraite d'Ambazac montre des écarts entre la signature thermique du lever et celle du coucher. Cela s'explique par des mouvements plus lents au lever qu'au coucher. Par conséquent, nous utiliserons deux types d'ondelettes.

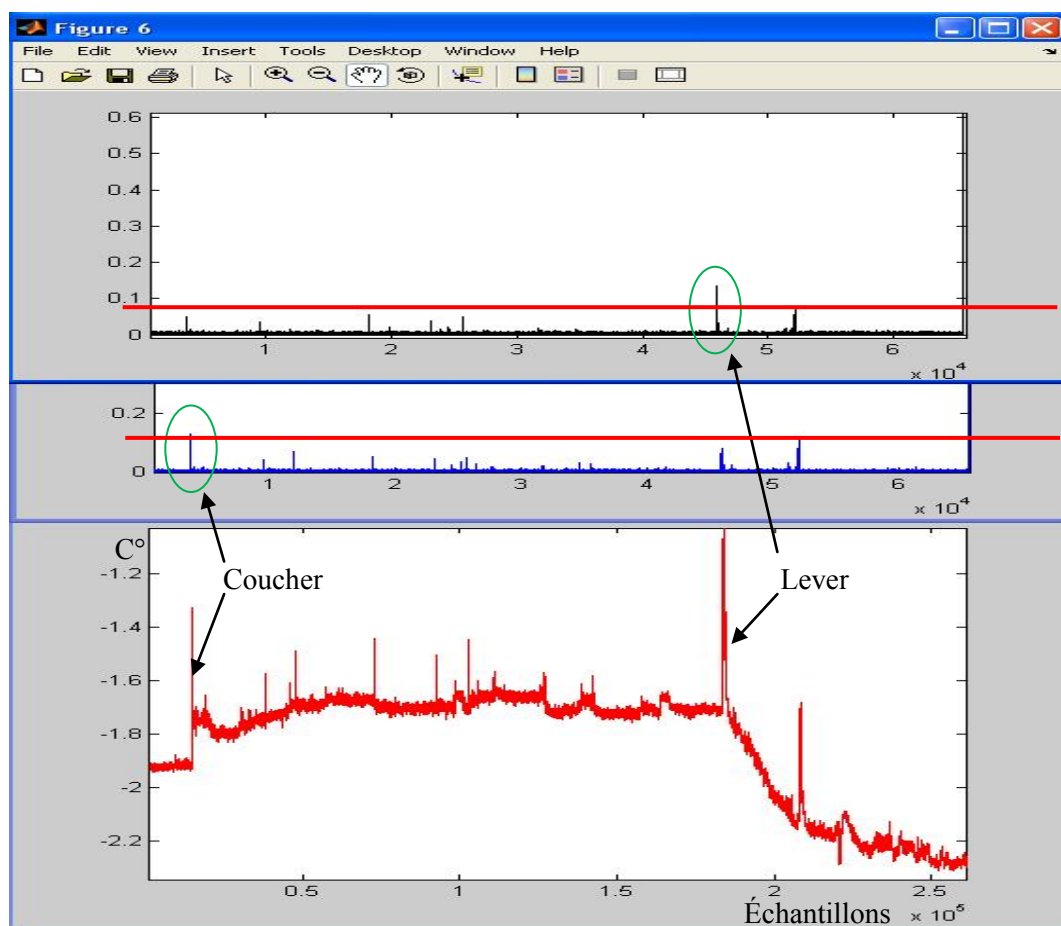


Figure 74 - Décomposition du signal par les deux ondelettes ci-dessous

La Figure 74 montre le signal brut représenté par la courbe rouge, la courbe bleue représente les composantes hautes fréquences du signal détectées par la première ondelette daubechies 6 montrée sur la Figure 76 et la courbe noire représente les composantes basses fréquences du même signal détectées par l'ondelette daubechies 4 montrée sur la Figure 77. Sur les deux courbes représentant les coefficients, nous pouvons distinguer des pics. Parallèlement à la courbe brute, ces pics correspondent au coucher, au lever et aux agitations de la personne dans son lit.

En utilisant les composantes hautes-fréquences détectées par la première ondelette, nous détectons le coucher de la personne avec un seuil empirique appelé 'seuil du coucher'. En revanche, le lever est détecté avec les composantes basses-fréquences qui sont décelées par la deuxième ondelette en s'appuyant sur un autre seuil - seuil du lever - déterminé aussi de manière empirique.

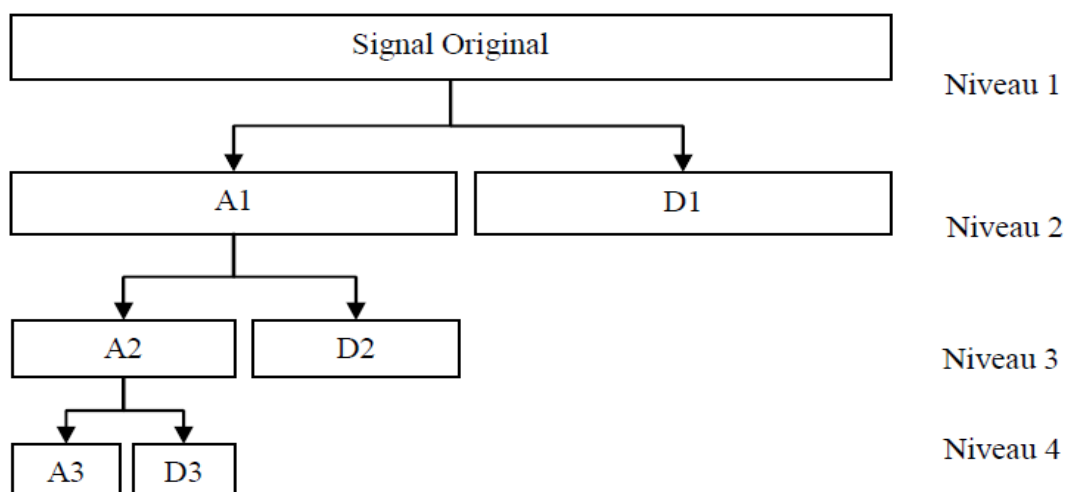
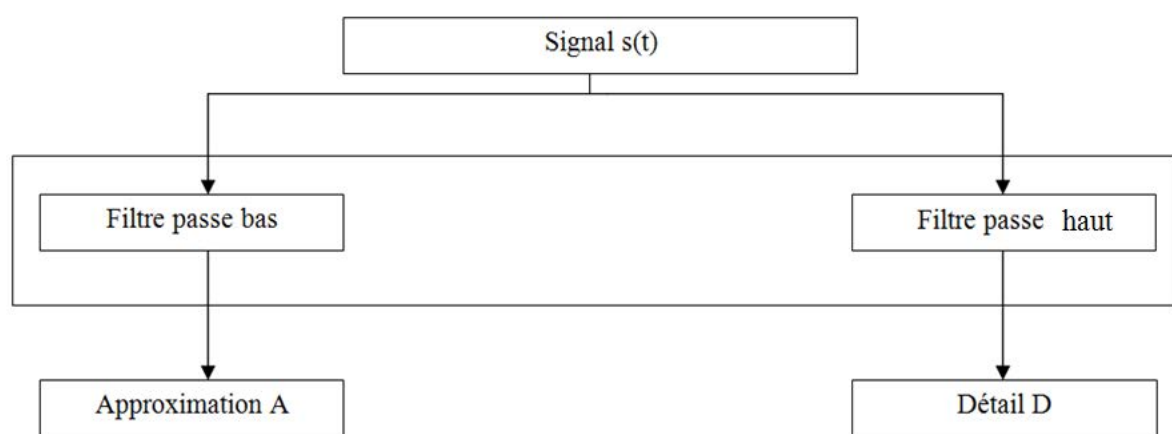


Figure 75 -Décomposition en ondelettes à différents niveaux.

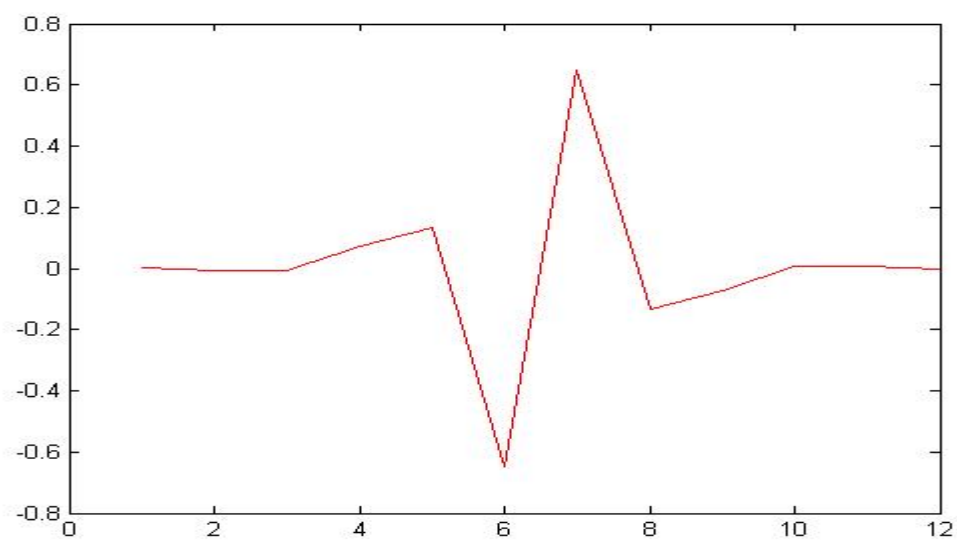


Figure 76 -L'ondelette de Daubechies 6 utilisée pour détecter les composantes hautes fréquences du signal

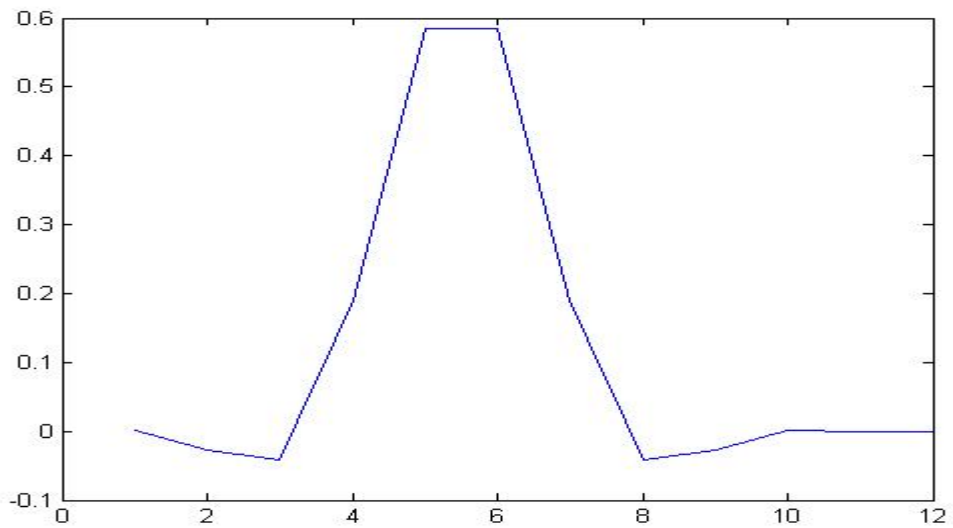
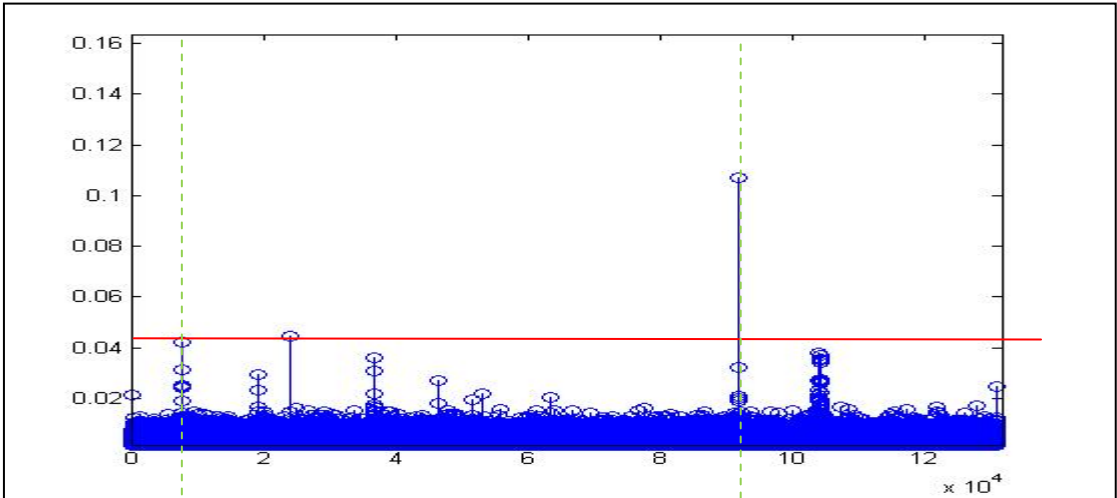


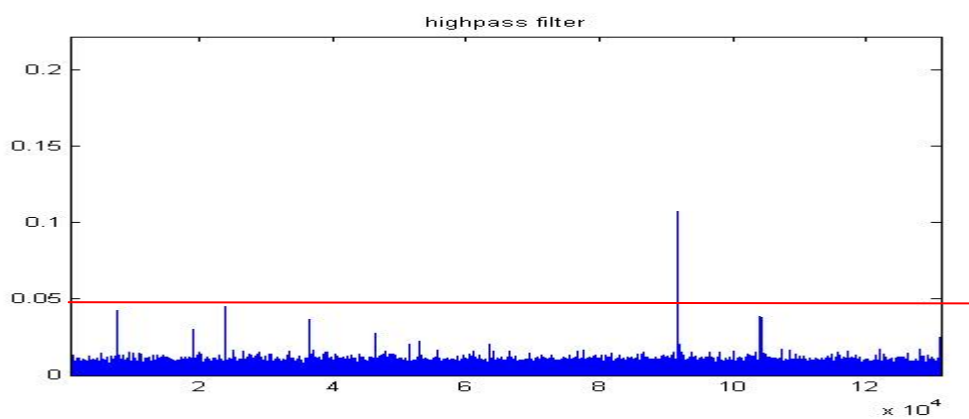
Figure 77 –L'ondelette de Daubechies 4 utilisée pour détecter les composantes basses fréquences du signal

4.3.7 Les coefficients des ondelettes

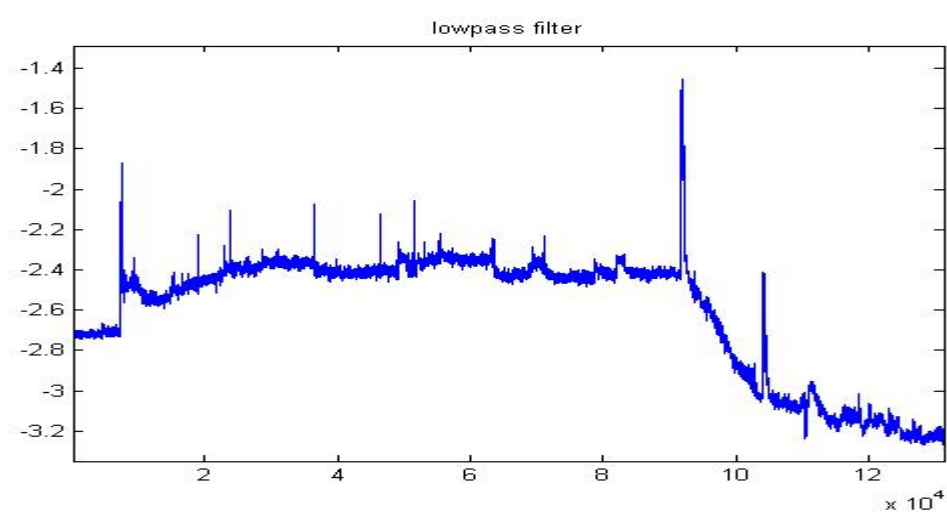
Nous utilisons aussi les coefficients de la transformée en ondelettes afin de détecter les ruptures utiles correspondantes au coucher et au lever de la personne de son lit. Pour cela, nous avons évalué plusieurs échelles j des ondelettes. La Figure 78, la Figure 79 et la Figure 80 illustrent les coefficients de la transformée en ondelettes estimés à chaque échelle. Nous avons fait varier la valeur de l'échelle j de 1 à 10. Nous ne montrons sur les figures ci-dessous que les résultats correspondant aux trois premières échelles retenues.



a- Les coefficients d'ondelettes

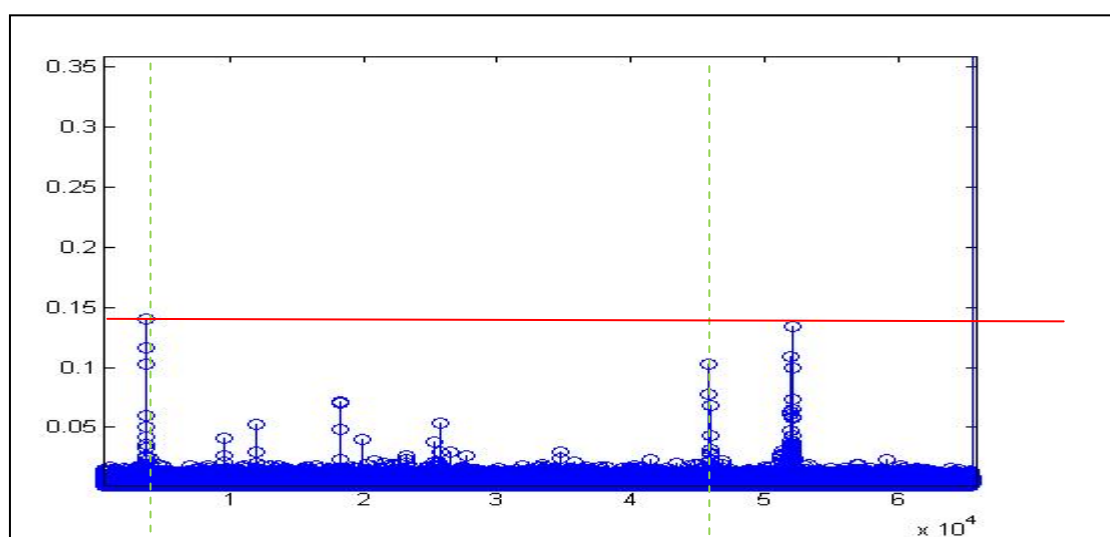


b- Reconstitution du signal avec les composantes hautes-fréquences

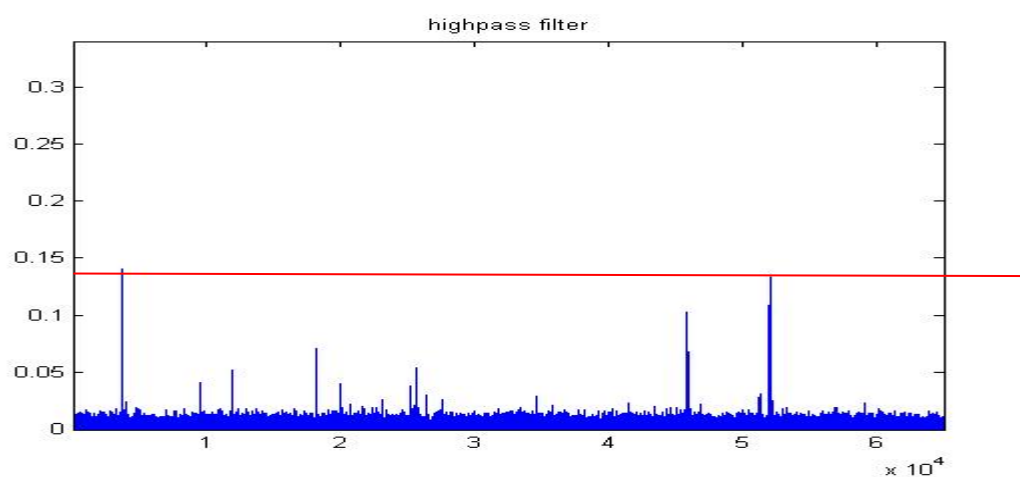


c- Reconstitution du signal avec les composantes basses-fréquences

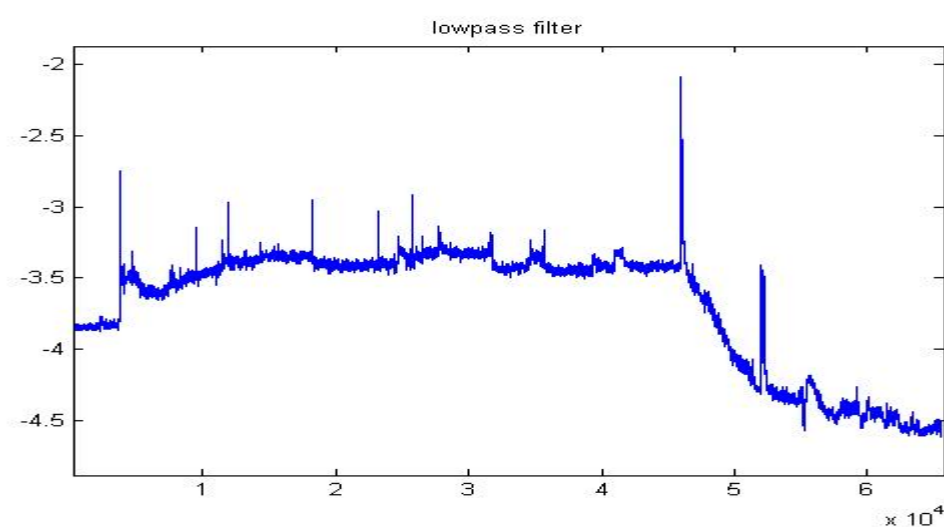
Figure 78 -Décomposition du signal à la première échelle



a- Les coefficients d'ondelettes

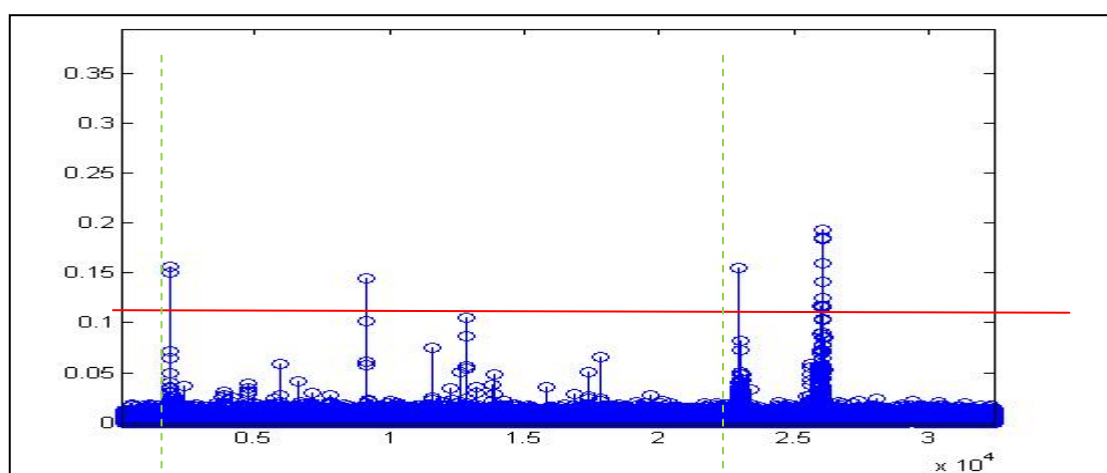


b- Reconstitution du signal avec les composantes hautes-fréquences

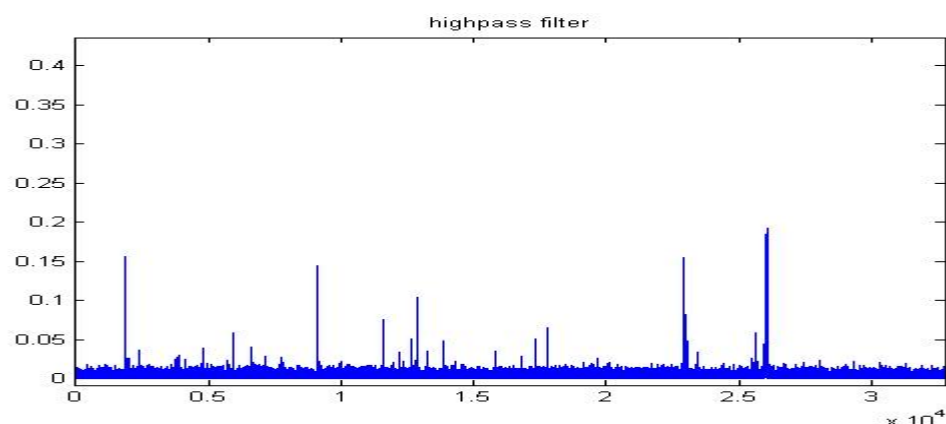


c- Reconstitution du signal avec les composantes basses-fréquences

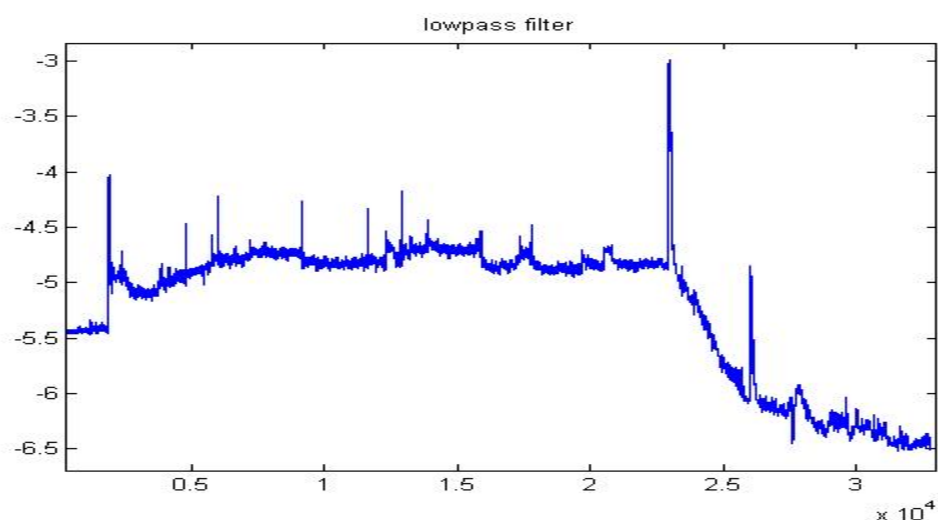
Figure 79 -Décomposition du signal à la deuxième échelle



a- Les coefficients d'ondelettes



b- Reconstitution du signal avec les composantes hautes-fréquences



c- Reconstitution du signal avec les composantes basses-fréquences

Figure 80 -Décomposition du signal à la deuxième échelle

La Figure 78 montre que l'échelle 1, nous permet d'identifier empiriquement un seuil pour détecter le lever de la personne. En revanche la détection du coucher est beaucoup moins pertinente. La Figure 79 nous montre que le coucher peut être repéré avec la décomposition en ondelettes à l'échelle 2. A l'échelle 3, la décomposition en ondelettes nous permet de repérer le lever mais la détection est moins efficace par rapport à l'échelle 1. Les résultats obtenus avec les échelles supérieures n'ont rien apporté de plus. Par conséquent, la décomposition de notre signal en ondelettes peut se limiter aux deux premières échelles.

En termes de détection de ruptures, les résultats obtenus avec les ondelettes sont moins performants que ceux obtenus avec le filtre médian conditionné. La transformée en ondelettes peut aussi être utilisée pour débruiter le signal qui sera présenté dans la section suivante.

4.3.8 Le filtrage du signal

Nous procédons au débruitage du signal, en utilisant la transformée en ondelettes. Ce type de débruitage est non-linéaire et non-paramétrique. Cette forme de débruitage non-linéaire, introduite par les ondelettes, offre un moyen efficace pour éliminer le bruit sans altérer les informations utiles telles que la rupture du signal générée par la présence humaine.

La décomposition en ondelettes est intéressante dans la mesure où on peut ne conserver - avec des critères choisis - que les ondelettes représentant le signal initial. David Donoho de l'université de Stanford a travaillé plusieurs années sur les techniques de débruitage par ondelettes [20]. C'est une méthode, à base de seuil, qui s'appuie sur la décomposition du signal en ondelettes. La technique de décomposition consiste à effectuer un filtrage moyen et à séparer les détails du signal. Par conséquent, ces techniques s'appuient sur la transformation du signal pour séparer le bruit - réparti sur l'ensemble des coefficients d'ondelettes avec de faibles amplitudes - et le signal utile - caractérisé la plupart du temps par quelques coefficients de forte amplitude -. En conséquence, la réduction du bruit est réalisée par le seuillage des coefficients qui consiste à mettre à zéro tous les coefficients inférieurs à un certain seuil déterminé de diverses manières. Ensuite, on utilise la transformée inverse pour reconstruire le signal avec les coefficients restants.

Donoho a défini un critère plus spécifiquement adapté au débruitage: une fonction calculée sur la base d'un seuil optimal pour le débruitage.

Afin de procéder au débruitage des données thermiques, une partie du processus de traitement de la série temporelle est dédiée à la décomposition discrète en ondelettes, consistant en la décomposition du signal suivant des niveaux d'échelles.

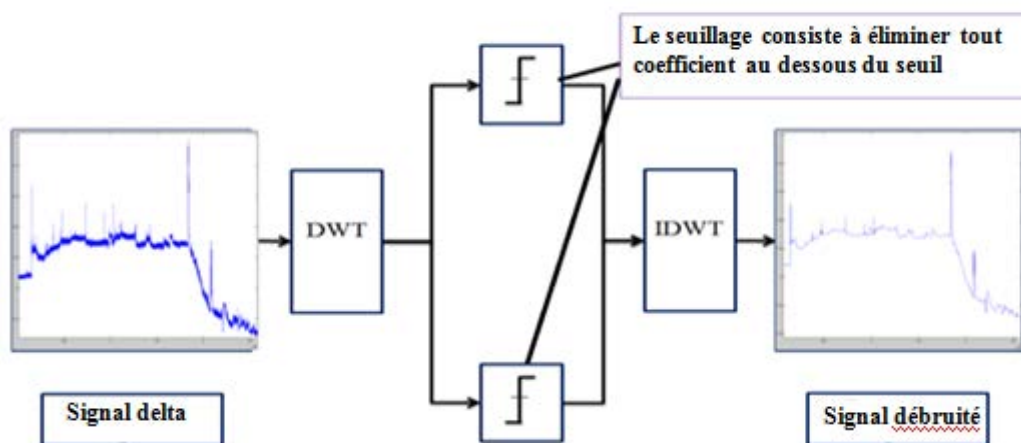


Figure 81 -Débruitage à seuil avec les ondelettes

La base la plus adéquate est celle qui maximise et concentre l'information utile du signal sur un nombre réduit de coefficients. Le critère le plus important pour le choix d'ondelettes est de présenter les oscillations les plus faibles possible, ce qui assure une bonne résolution temporelle et fréquentielle.

Les ondelettes de Daubechies sont fréquemment utilisées dans le cadre du traitement du signal monodimensionnel discret [14]. Introduites par Ingrid Daubechies, elles sont à support compact et sont des fonctions à p moments nuls, leur régularité augmente avec p . Dans [15], on retrouve la description de ces ondelettes.

Nous avons choisi d'utiliser l'ondelette de Daubechies 6 (voir la Figure 76) car sa forme est celle du signal thermique.

Résultats

Le résultat obtenu avec le débruitage se présente sous la forme d'une courbe comportant des détails importants. Sur la courbe débruitée, nous distinguons facilement les structures stationnaires (segments à moyenne et variance constantes) des parties tranchées (parties à forte variation) correspondants au coucher, lever ou aux mouvements de la personne dans son lit. Donc, le débruitage par ondelettes a permis de lisser le signal en gardant les informations utiles pour notre application.

Sur la Figure 82, la courbe rouge représente le résultat du débruitage par ondelettes de Daubechies 6 et la courbe verte représente le signal brut enregistré pendant la nuit.

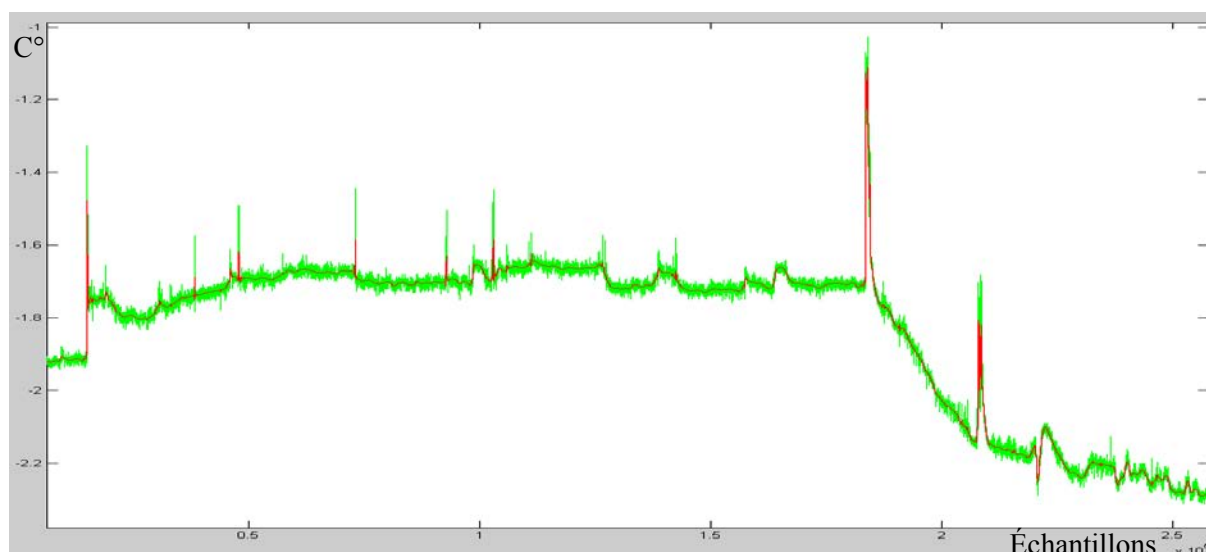


Figure 82 -Résultat du débruitage du signal par ondelettes de Daubechies 6

Section 2 : Modélisation

Dans cette section, nous présentons nos travaux sur la modélisation des séries temporelles adaptée à notre signal thermique. Afin de discriminer entre l'état *présent* et l'état *absent* du patient dans son lit, nous avons expérimenté et élaboré des modèles de différents types : modèles statistiques supervisés et non-supervisés tels que les K-moyennes et les K-plus-proches-voisins, des modèles de connaissance tels que le modèle ARMA et d'autres modèles de type boîte noire tels que les réseaux de neurones.

4.4 Modélisation des séries temporelles longues

4.4.1 Présentation du processus

La modélisation des processus aléatoires permet de décrire l'évolution d'une grandeur physique en fonction du temps. La modélisation de ces processus aléatoires a pour objectif de détecter des tendances et déterminer des caractéristiques liées à ce système.

Le processus physique est déterminé par une séquence de couples d'entrées et de sorties $\{u(k), y_p(k)\}$ mesurées ou non-mesurées.

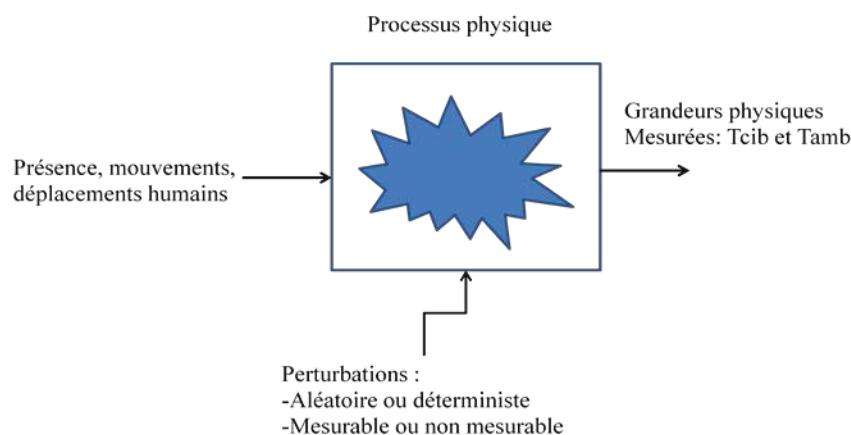


Figure 83 -Système physique

4.4.2 La modélisation du processus

Notre système est un processus physique, caractérisé par deux grandeurs mesurables qui constituent l'entrée et la sortie du modèle.

4.4.3 Les facteurs d'entrée du système sont de deux types

- Les entrées sur lesquelles il est possible d'agir: la présence humaine dans le lit, les mouvements générées par la personne dans son lit ou l'absence de la personne de son lit.
- Les entrées sur lesquelles il n'est pas possible d'agir par exemple les perturbations, ces entrées peuvent être aléatoires ou déterministes mesurables ou non-mesurables

4.4.4 Modélisation d'un processus physique

Un modèle consiste à mettre en relation les entrées avec les sorties en s'appuyant sur des équations algébriques - modèle statique -, des équations différentielles ou des équations aux différences

récurrentes - modèle dynamique -. Nous décrivons dans ce qui suit les différentes catégories de modèles.

4.4.5 Catégorisation des modèles

On distingue trois types de modèles:

- Le modèle de connaissance : c'est un modèle dont la fonction de transfert est connue et elle est déterministe
- Le modèle boîte noire : c'est un modèle dont on ne connaît pas la relation mathématique entre l'entrée et la sortie du système.
- Le modèle boîte grise : c'est un modèle hybride, entre les deux précédents modèles

L'efficacité de la conception ou l'apprentissage d'un modèle dépend de la richesse et de la variété des données afin de représenter le comportement du processus. Ces données doivent contenir des échantillons mesurés dans chaque état du processus à modéliser et le nombre de données doit être supérieur au nombre des paramètres à optimiser.

4.4.6 La construction du modèle nécessite les trois éléments suivants

- Une hypothèse sur l'existence d'une relation déterministe liant les entrées à la (ou aux) sortie(s). Cette relation est caractérisée par une fonction appelée *fonction de régression* - ou plus simplement régression - . L'expression formelle supposée adéquate pour représenter cette relation est appelée modèle hypothèse.
- Une séquence de mesures des entrées et de la sortie du processus : une base de données labellisée.
- Un algorithme d'apprentissage de ce modèle.

4.4.7 La régression

a. Régression linéaire

La modélisation linéaire représente une approximation d'un phénomène physique par une fonction simple qui permet de maximiser la variance des observations projetées afin de conserver le maximum d'informations sur le système à modéliser.

b. Régression non-linéaire

La modélisation plus précise de la plupart des phénomènes physiques nécessite un modèle non-linéaire.

4.5 Le processus physique

Le processus physique étudié dans ce mémoire concerne un système thermique placé dans une chambre. A l'entrée du processus, nous retrouvons : les signaux relatifs à la présence humaine

perturbés par l'ouverture des fenêtres et la mise en route du chauffage. A la sortie du notre détecteur d'alitement, qui est un capteur thermique à base de thermocouple, nous récupérons une série temporelle que nous voulons traiter afin de détecter, dans un premier temps, la présence humaine dans le lit.

4.6 Analyse des données thermiques générées par le capteur d'alitement

De prime abord, l'analyse graphique de la série temporelle étudiée nous montre la présence de changements en moyenne et de ruptures en variance qui se traduisent par des fluctuations abruptes pour la série. Ces deux phénomènes dénotent l'instant du coucher de la personne, la phase de sa présence dans le lit et le moment de son lever. Les graphes ci-dessous -voir la Figure 84- montrent ces fluctuations abruptes du signal.

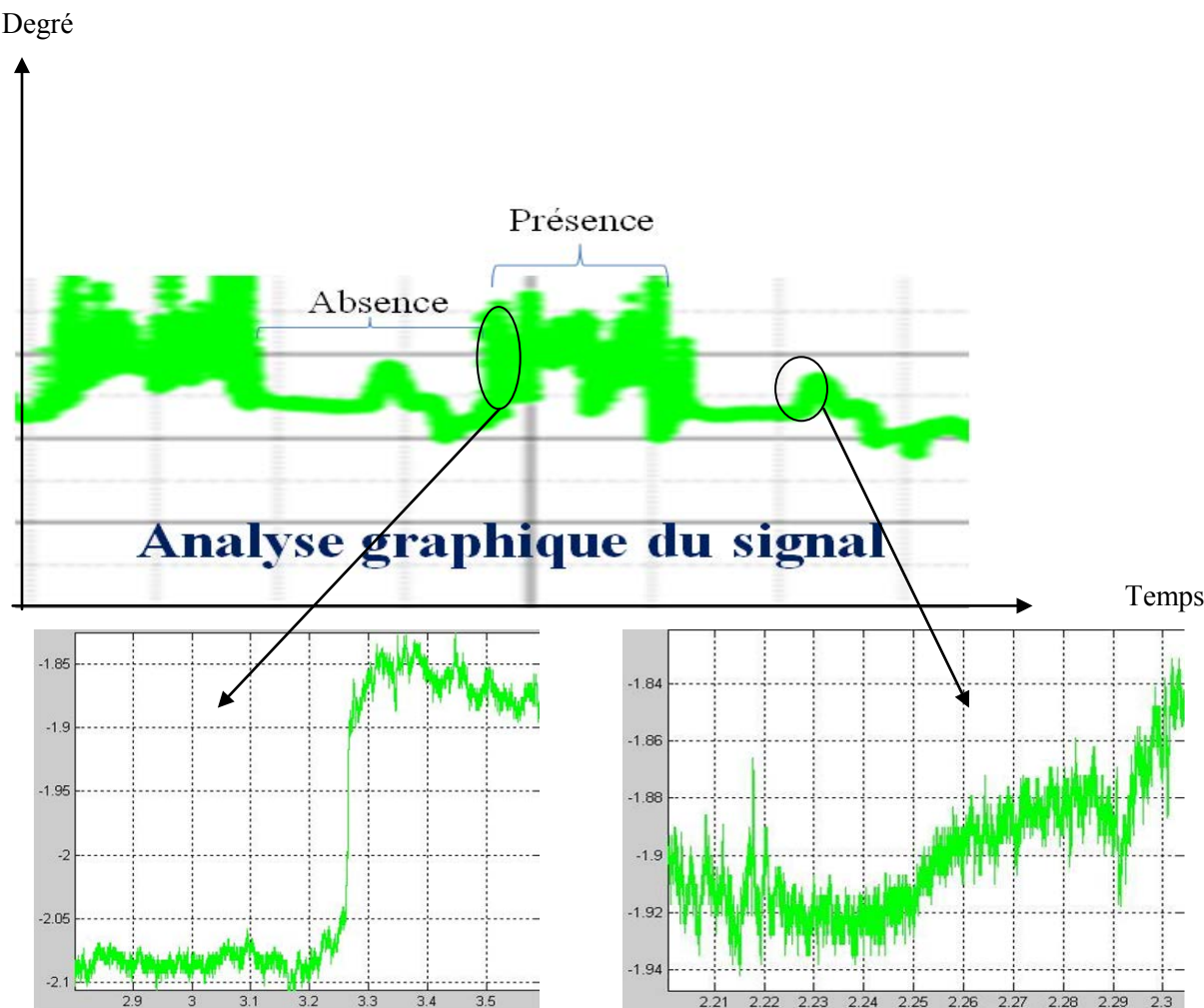


Figure 84 -Les fluctuations du signal thermique

Par conséquent, il peut être possible d'envisager une stationnarité "par morceaux", c'est-à-dire que le processus serait à peu près stationnaire sur des intervalles de temps fixés [7][8]. Il ne reste alors plus qu'à modéliser cette composante stationnaire.

L'analyse de notre base de données multimodales (la température mesurée par le capteur d'alitement, les mouvements détectés par les capteurs de mouvement et les enregistrements sonores générés par le microphone) enregistrées à la maison de retraite d'Ambazac nous a permis d'étiqueter le signal thermique. Grâce aux enregistrements sonores, nous avons constaté que :

- 1- les ruptures brutales du signal en variance sont générées par les mouvements du résident (ou du personnel soignant) autour ou dans son lit.
- 2- le niveau des composantes stationnaires correspond à l'absence ou à la présence de la personne dans son lit.

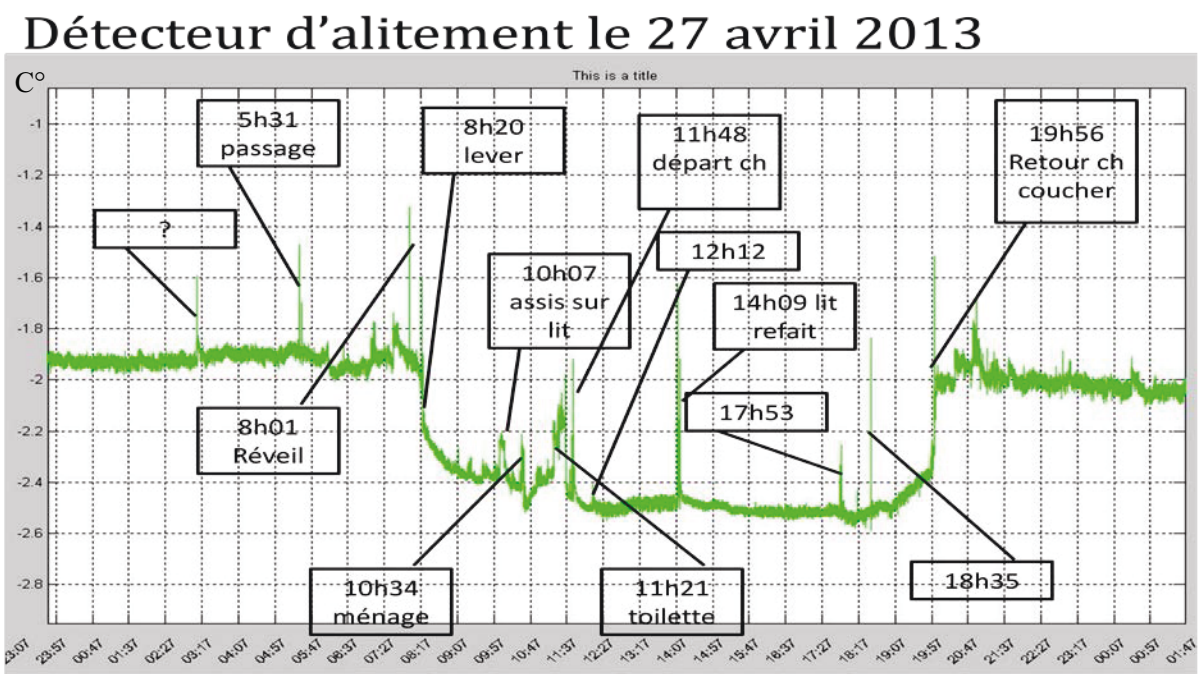


Figure 85 -Annotation du signal thermique grâce à l'écoute des enregistrements sonores

4.7 Détection de mouvements du résident

En utilisant notre base de données, enregistrées à la maison de retraite d'Ambazac dans deux chambres différentes occupées par des résidents qui ont des profils différents, nous avons fixé empiriquement un seuil afin de détecter les mouvements du patient, comme cela est illustré sur les figures suivantes (Figure 86 et Figure 87).

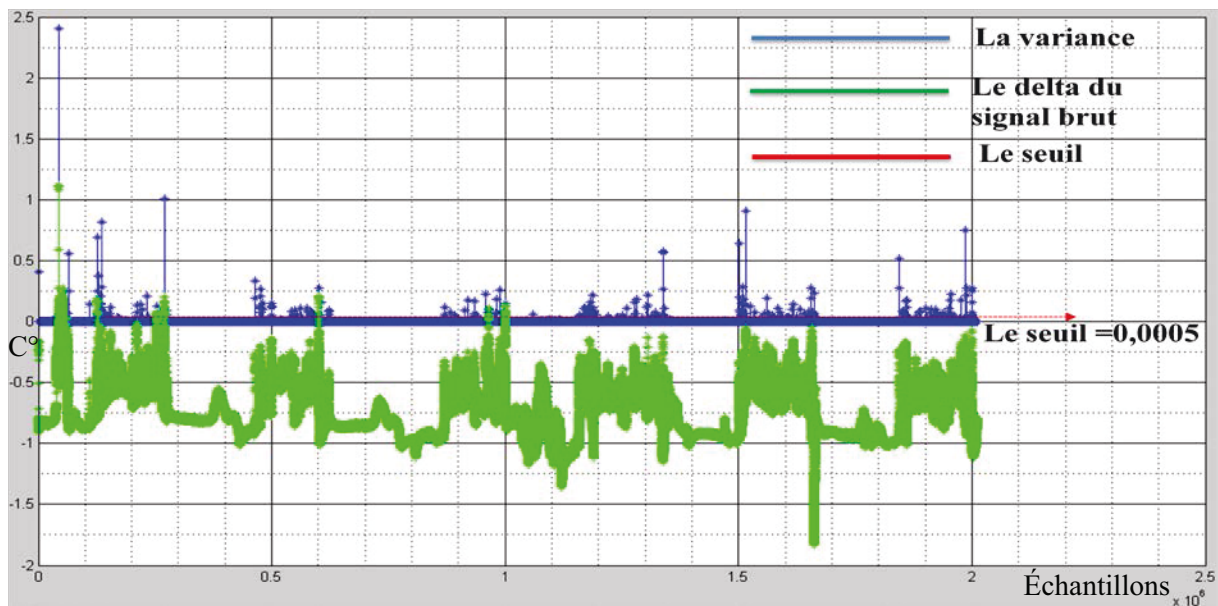


Figure 86 –Estimateur de variance avec seuil empirique de 0,0005

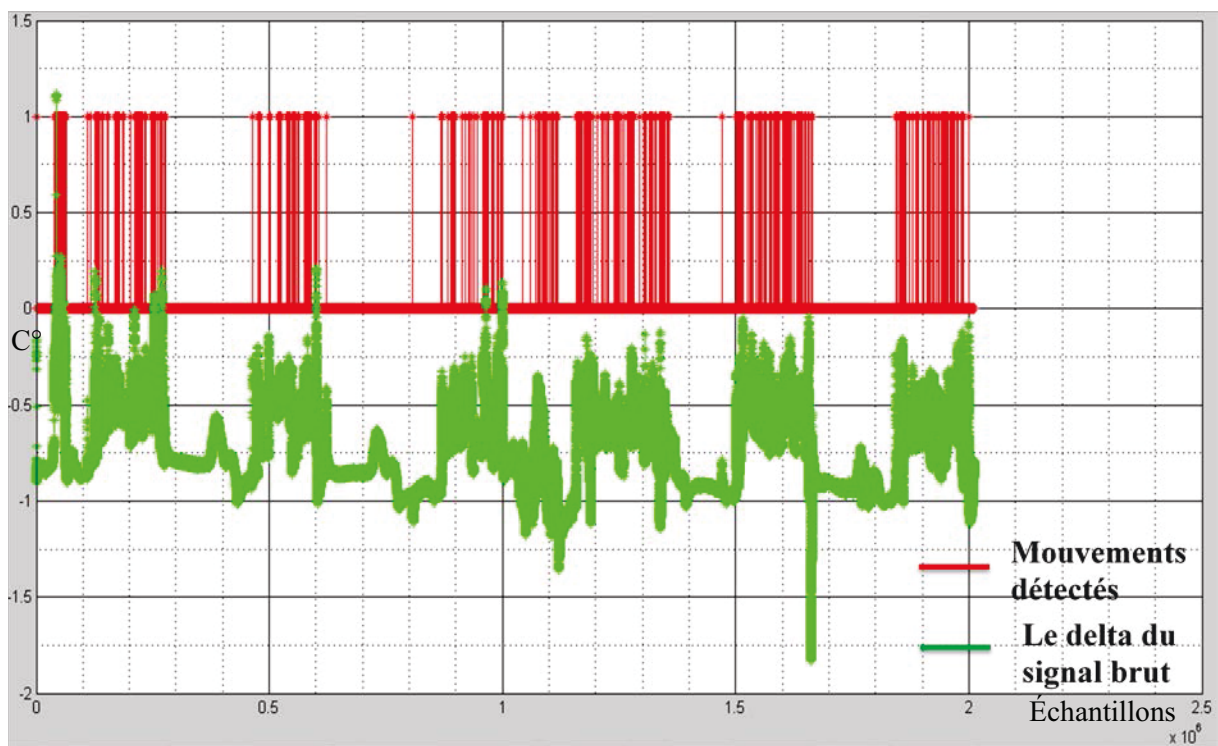


Figure 87 -Détection de mouvements à base du calcul de variance

Comme nous l'avons vu précédemment avec le filtre médian conditionné, la valeur du seuil de la variance est choisie selon le type de mouvement à détecter (mouvement long, mouvement rapide,...). Cette méthode simple de détection de mouvement à base de calcul classique de la variance nous donne de bons résultats dans les conditions réelles - de l'ordre de 99% de bonnes détections - par rapport à la méthode de filtre médian conditionné utilisée dans la première partie de ce chapitre.

4.8 Détection du coucher et du lever

La présence de la personne dans son lit correspond à des composantes stationnaires du signal caractérisées par une moyenne haute des températures. On commence à segmenter le signal produit par le capteur d'alitement en plusieurs composantes stationnaires et on distingue ensuite les segments correspondants à la présence de la personne de ceux correspondants à son absence.

4.8.1 La segmentation du signal

Afin de segmenter notre série temporelle, on commence par chercher à déterminer s'il existe des variations en moyenne et en variance. Cela permet de mettre en évidence la non-stationnarité du signal à traiter. Une fois la base de données, contenant les relevés de température enregistrés par le capteur d'alitement, "nettoyée" (cf. la section 1 de chapitre 4), on peut alors évaluer les méthodes retenues de segmentation de séries temporelles.

Notre méthode de segmentation s'appuie sur la détection de ruptures [9] du signal en variance afin de situer les périodes stationnaires de ce dernier. Cette étape consiste à fractionner la série temporelle en plusieurs épisodes. Un épisode de sommeil se situe entre deux mouvements produits lors du coucher du patient dans son lit. Par conséquent, le fractionnement du signal est fondé sur la détection de mouvements de la personne dans son lit.

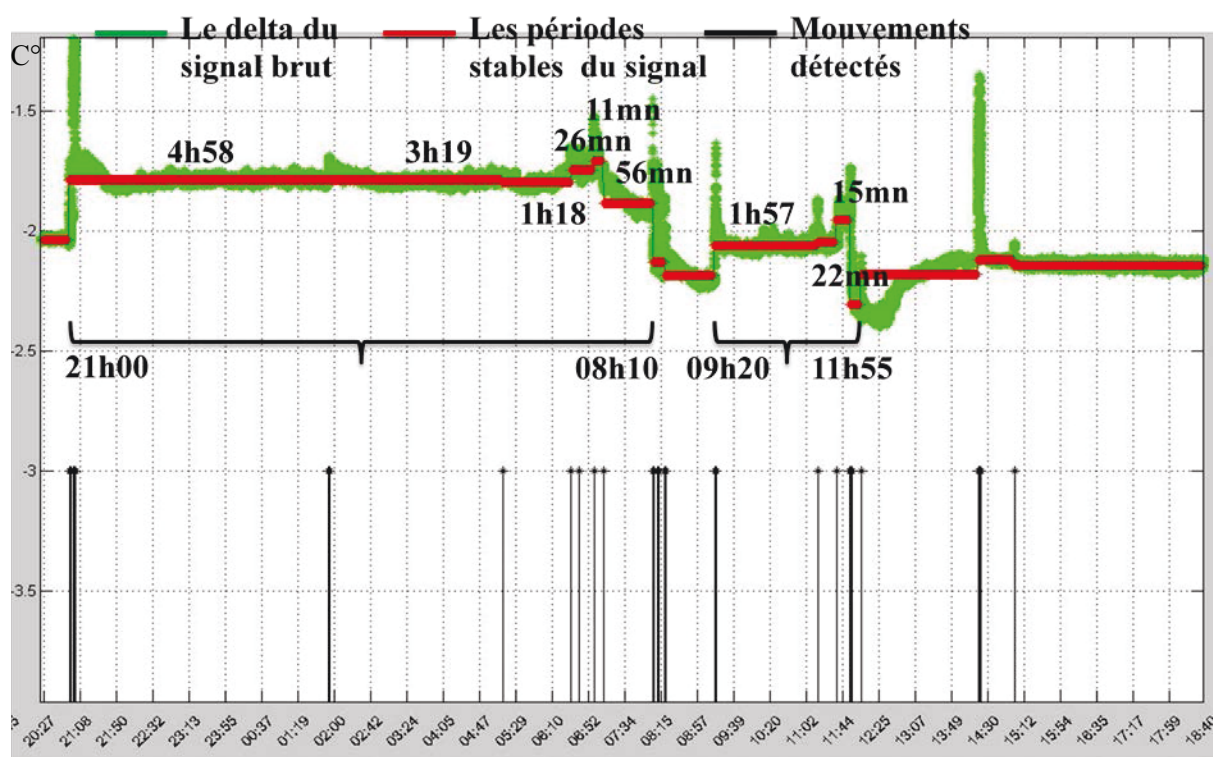


Figure 88 - Segmentation du signal enregistré dans une chambre pendant une nuit

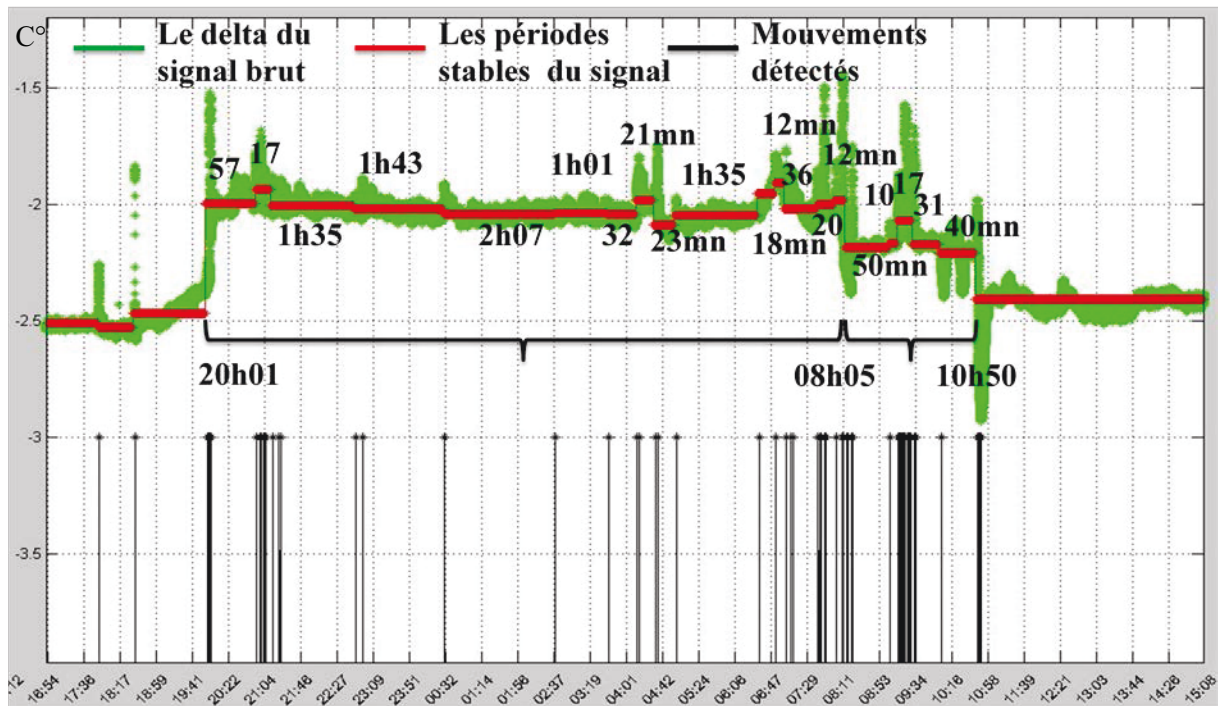


Figure 89 - Segmentation du signal généré dans la même chambre au cours d'une troisième nuit

La segmentation du signal par un simple calcul classique de la variance a donné des résultats satisfaisants. La Figure 89 et la Figure 88 montrent que le choix du seuil de variance influence le nombre de segments et la durée de chaque segment. Un segment est situé entre deux mouvements successifs. Le choix d'un seuil élevé nous permettra de détecter des mouvements rapides alors qu'avec un seuil faible nous détecterons les mouvements lents.

4.9 Le modèle ARMA

4.9.1 Introduction

L'application des techniques de modélisation sur le signal généré par le capteur d'alitement, nous permet d'analyser la série temporelle et d'interpréter ses variations soudaines à des instants donnés. Dans un premier temps, nous avons expérimenté les modèles AR et ARMA - AutoRégressifs purs et avec Moyenne Ajustée- pour modéliser les tranches temporelles stationnaires du signal. Dans un second temps, nous introduisons un modèle non-linéaire grâce à un réseau de neurones appliqué directement à l'ensemble des signaux d'entrée relatifs à la série temporelle.

Un test de détection de rupture s'appuie généralement sur des outils statistiques tels que le calcul de la vraisemblance, c'est-à-dire la probabilité conditionnelle $p(X_n/H_i)$ que l'événement ou le signal X_n soit présent sachant la vérification de l'hypothèse H_i ou du modèle correspondant. De ce fait, plusieurs approches pour réaliser un test statistique de détection de ruptures ont été proposées depuis plusieurs décennies : on peut citer notamment les travaux fondateurs de Page[34], puis plus récemment ceux de Picard et Basseville [26][32], qui fournissent un cadre théorique précieux à la fois sur les variantes de tests de ruptures mais aussi sur leurs propriétés asymptotiques, puis des études d'application à des séquences de parole [33], de données biologiques [41] et signaux balistiques [35].

Une des approches les plus connues en détection de ruptures est le test de Page [34] qui est une formulation « hors-ligne » du rapport de vraisemblance entre deux hypothèses,

- H_0 : aucune rupture n'est présente dans la suite d'échantillons du signal x_k de durée n ,
- H_1 : une rupture est observée à un instant r , tel que $0 < r < N$

Soit X_n constituant le vecteur composé de la suite des échantillons x_k supposés statistiquement indépendants, si on développe le rapport de vraisemblance des deux hypothèses possibles relatives au problème de rupture, c'est-à-dire la quantité,

$$\Delta(X_n) = \frac{P(X_n/H_1)}{P(X_n/H_0)}$$

On peut obtenir après développements effectués sur le rapport des vraisemblances, la quantité S_n suivante, appelée Rapport de vraisemblance généralisé (GLR) [24],

$$S_n = \text{Log} \Delta(X_n) = \sum_{k=1}^n \text{Log} \left(\frac{P(x_k/H_1)}{P(x_k/H_0)} \right)$$

Qui n'est rien d'autre que le rapport des produits des vraisemblances de chaque échantillon x_k .

Page a proposé une première version de ce Test en introduisant l'algorithme bien connu du CUSUM (CUMulative SUM) dans le processus de calcul de la quantité S_n comparée à un seuil adaptatif constitué par sa valeur « plancher » complété d'un seuil fixe arbitraire noté h [24],

$$S_n \geq \text{Min}_{1 \leq k \leq n} (S_k) + h$$

L'argument de cette quantité, lorsqu'il y a dépassement, fournit alors l'instant de rupture.

[Brandt-1983], puis André-Obrecht R [33] appliquée à la segmentation de signaux de parole, ont proposé une version développée du test GLR pour les modèles de type autorégressif sans (AR) ou avec moyenne mobile (ARMA), se ramenant à l'optimisation du simple critère suivant faisant intervenir respectivement les estimateurs des variances des deux modèles avant et après rupture (écart-types),

$$D_n = \text{Max}_r (D_n(r))$$

où,

$$D_n(r) = n \cdot \text{Log}(\sigma_0) - r \cdot \text{Log}(\sigma_0) - (n - r) \cdot \text{Log}(\sigma_1)$$

Ceci revenant donc à comparer de manière pratique par rapport à un seuil arbitraire h , pour tout r se situant entre le premier et le n ième échantillon,

$$D_n(r) \geq h$$

Dans notre cas, ne connaissant pas a priori les variances (ou écart-types) des différentes séquences stationnaires des signaux de température du capteur thermique, et pour garantir le caractère itératif « en ligne » de la méthode de test de rupture [26], nous avons eu recours à un critère heuristique simplifié fondé uniquement sur l'estimateur de variance de l'erreur de prédiction $e(n)$ en sortie du filtre AR (ou ARMA) que l'on notera σ_e , dans sa version instantanée ou lissée sur une fenêtre d'analyse temporelle de taille limitée. Ceci revient à écrire tout simplement le critère ci-dessus de la manière suivante,

$$\widetilde{D}_n = \text{Log}(\sigma_e) \geq h$$

où h est un seuil empirique estimé à partir d'une ou plusieurs réalisations passées de la courbe de température délivrée par le capteur thermique.

Un tel critère s'écarte en effet des critères classiques fondés sur le rapport des vraisemblances, mais nous verrons par la suite qu'il peut déjà fournir une information relativement fiable sur les instants de rupture des profils thermiques étudiés. Si l'on peut disposer d'une connaissance a priori par un calcul « hors-ligne », on pourrait avoir recours à un algorithme de type GLR-CUSUM séquentiel [24] avec un seuil adaptatif tel qu'introduit au préalable. Il est possible aussi de recourir au test de divergence de Kullback ou d'« entropie croisée » entre les deux modèles connus a priori avant et après rupture, comme cela est développé dans [33] [35], faisant appel aux innovations - erreurs de prédiction- et variances des deux modèles respectifs. Ce dernier nécessite un calcul un peu plus compliqué, mais il serait intéressant de comparer cette mesure ainsi que la méthode GLR-CUSUM dans des travaux futurs pour en évaluer l'apport par rapport au critère simplifié mis en œuvre dans nos expérimentations.

Notre approche consiste donc à effectuer une identification des paramètres de modèle AR tout au long des échantillons ou fenêtres : dès qu'il y a divergence ou augmentation brutale de la variance d'erreur σ_e^2 d'estimation des paramètres du modèle, on considère qu'il y a rupture.

4.9.2 Les étapes d'élaboration du modèle ARMA

Analyse visuelle

Une première analyse visuelle effectuée à l'aide de la Figure 90 montre que les signaux issus du capteur d'alimentation, pendant une nuit ou une journée, présente de fortes ruptures (en moyenne et variance) et des stationnarités par morceaux. L'analyse visuelle a donc permis de mettre en évidence la non-stationnarité du signal global. De ce fait le signal peut être partitionné en zones stationnaires (homogènes) entre chaque rupture correspondant aux fortes non-stationnarités.

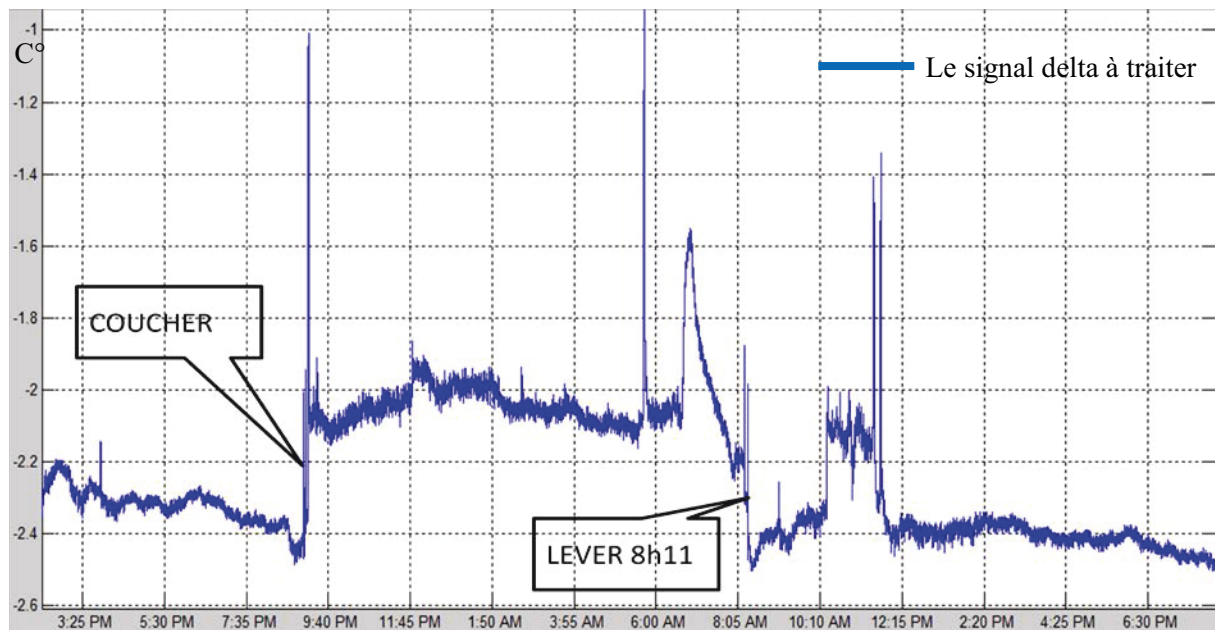


Figure 90 - Signal enregistré pendant une journée par le capteur d'alitement

Ci-dessous sur la Figure 91, un traitement de segmentation du signal suivant les variations de moyenne et de variance met bien en évidence cette alternance entre les zones stationnaires et les ruptures.

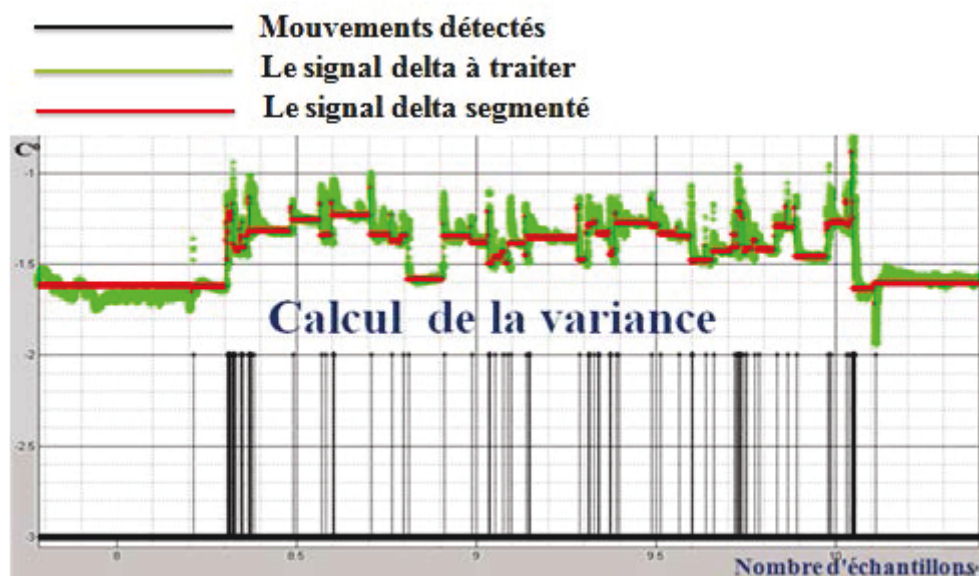


Figure 91 - Segmentation d'un signal enregistré pendant une journée

Calcul de la séquence de corrélation et corrélation partielle

Le processus ARMA est décrit par:

$$x[n] = -\sum_{k=1}^p a[k]x[n-k] + \sum_{k=0}^q b[k]u(n-k)$$

où $u(n)$ et $x(n)$ sont respectivement l'entrée et la sortie de processus ARMA

Les paramètres du modèle ARMA $a[k]$ et $b[k]$ sont reliés à l'auto-corrélation du processus $x[n]$ par les relations suivantes:

$$R_{xx}[m] = \begin{cases} -\sum_{k=1}^p a[k]R_{xx}[m-k] & m > q \\ \rho_w \sum_{k=m}^q b[k]h^*[m-k] - a[k]R_{xx}[m-k] & 0 \leq m \leq q \\ R_{xx}^*[-m] & m \leq 0 \end{cases} \quad \text{Pour}$$

Les paramètres ARMA sont estimés à partir du calcul des auto-corrélations par résolution du système d'équations ci-dessus. Cependant, la nécessité d'estimer simultanément les paramètres de la partie AR et ceux de la partie MA fait de l'estimation un procédé relativement complexe même si la séquence des auto-corrélations est parfaitement connue. Généralement, l'estimation des paramètres se fait en plusieurs étapes et le détail des procédures classiques est donné en annexe de ce mémoire (cf. Annexe n° 5).

Avant de faire une hypothèse sur la nature du modèle - AR, MA ou ARMA -, nous commençons par calculer les fonctions d'auto-corrélation et d'auto-corrélation partielle selon les méthodes classiques décrites dans [30]. Les Figure 93 et Figure 92 présentent justement l'estimation des fonctions d'auto-corrélation et d'auto-corrélation partielle.

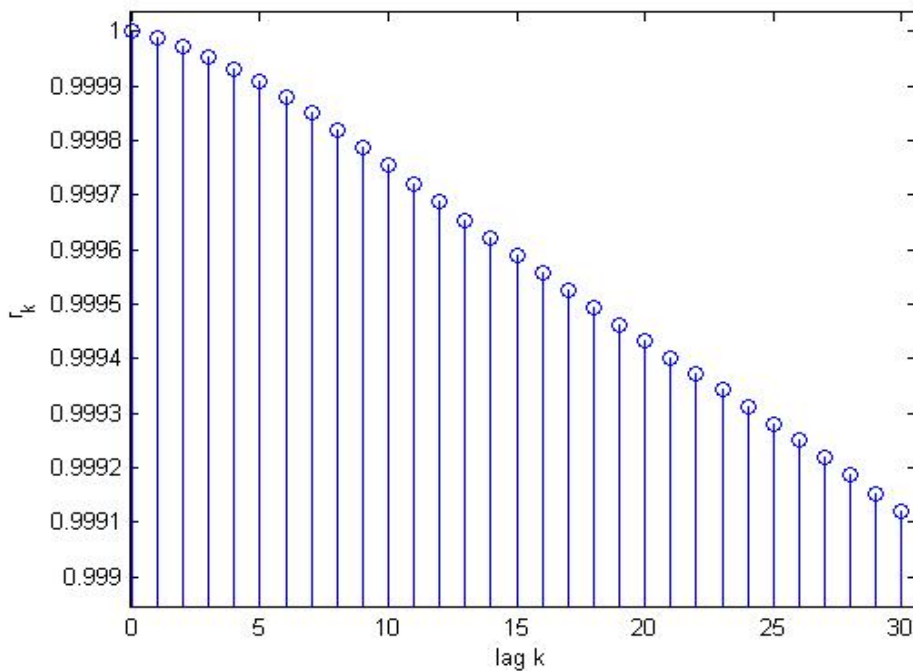


Figure 92 – Fonction d'auto-corrélation

La Figure 92 corrobore la théorie étant donné que la fonction d'auto-corrélation du signal autorégressif est non-nulle quelque soit le retard entre deux échantillons. En revanche la fonction d'auto-corrélation partielle (cf. Figure 93) a un support borné et permet donc de déterminer l'ordre du modèle autorégressif dès que sa valeur atteint zéro ou un seuil faible défini empiriquement.

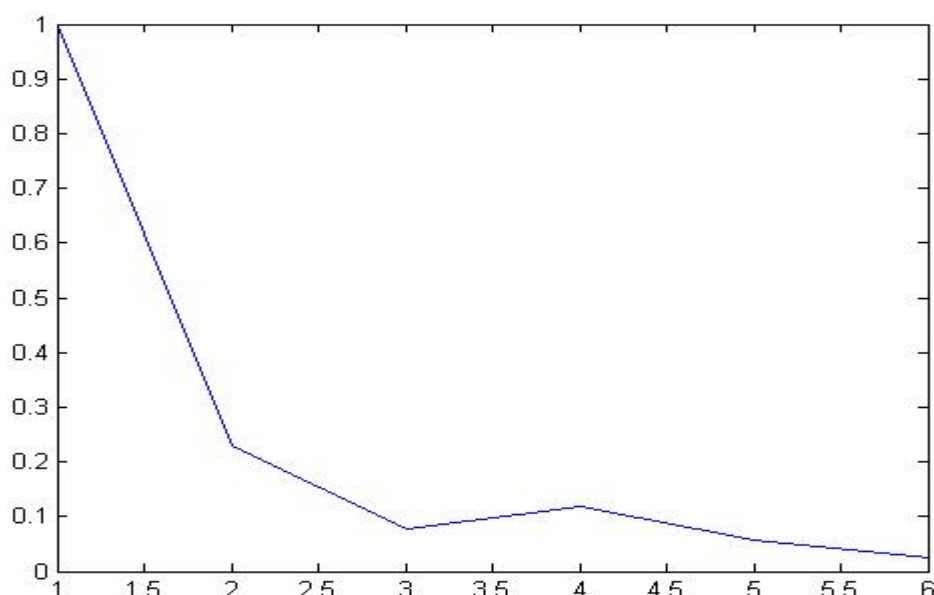


Figure 93 – Fonction d'auto-corrélation partielle

D'après l'estimation la fonction d'auto-corrélation partielle, le modèle AR retenu est donc d'ordre 1 (2 sur l'abscisse du graphe).

Préparation des données

Afin d'élaborer un modèle qui se généralise à d'autres séries temporelles du même type, nous séparerons deux ensembles de données d'un même segment. La première partie des échantillons nous sert à identifier les paramètres du modèle (régime transitoire) et la deuxième partie des observations, nous permettra d'estimer la robustesse du modèle ainsi estimé (régime permanent).

Identification d'un modèle ARMA

Un processus est stationnaire si ses propriétés statistiques sont invariantes par rapport au temps. Le modèle ARMA à identifier doit être limité en ordre, en effet, la somme des ordres $p + q$ doit être la plus petite valeur possible tout en garantissant une bonne capacité de prédiction du signal observé.

Les étapes suivies pour fixer les ordres du modèle ARMA et estimer ses paramètres sont décrites dans l'organigramme ci-dessous:

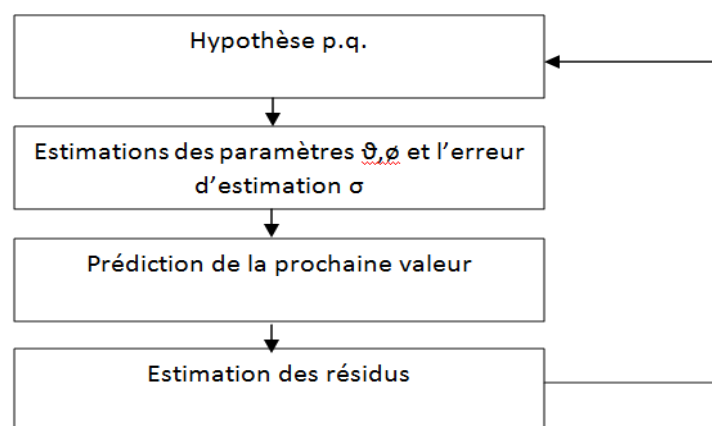


Figure 94 -Différentes étapes de la modélisation

- Au début de l'analyse du processus, le choix de l'ordre du modèle (p,q) se fait de manière arbitraire.
- La deuxième étape consiste à estimer les paramètres du modèle, une fois l'ordre est fixé (p,q), le calcul de ces paramètres génère une erreur appelée erreur d'estimation et σ représente la variance de cet erreur.
- Suite à l'estimation des paramètres du modèle, nous utilisons la séquence de données de test afin d'évaluer ce modèle et prédire quelques valeurs.

La mise en œuvre du modèle permet d'estimer la variance de leurs résidus de prédiction qui sont utilisés pour comparer et sélectionner le meilleur modèle.

Après subdivision du signal en plusieurs segments, nous avons modélisé chaque segment du signal par un modèle AR (modèles par morceau). En revanche, la sélection de l'ordre du modèle (p,q) est faite sur les segments correspondant soit en l'absence de la personne de son lit soit lors de sa présence « immobile » dans son lit.

Le tableau ci-dessous montre pour chaque ordre du modèle (p,q) l'estimation quadratique de l'erreur de prédiction intégré sur le régime permanent de la courbe de température sans rupture (qui revient à l'estimateur de variance) : l'ordre retenu correspond donc à l'erreur minimal quadratique c'est-à-dire $p=1$.

P	Q	Estimateur quadratique de l'erreur de prédiction
1	0	0.5190
2	0	1.0144
3	0	1.1284

Tableau 8 - Estimation de l'ordre du modèle AR

Cela confirme bien les résultats obtenus par l'estimation de la fonction d'auto-corrélation partielle.

Afin de choisir la fenêtre la mieux adaptée pour segmenter le signal, nous avons expérimenté et testé plusieurs tailles de fenêtre. Le calcul de la variance de l'erreur d'estimation des paramètres du modèle utilisé pour détecter la rupture du signal avec un minimum faux positifs, nous permet alors de sélectionner la taille de la fenêtre de segmentation, comme le montre le tableau ci-dessous :

Taille de la fenêtre	Variance de l'erreur d'estimation correspondant à la rupture engendrée par le coucher	Variance de l'erreur d'estimation correspondant à la rupture engendrée par le lever	Nombre de ruptures inutiles
20	1	7	6
50	0.75	1.75	7
100	1.90	7.20	7
150	1.05	5.25	3
200	1.30	2.90	1
250	1	4	1
300	0.25	1.15	1

Tableau 9 - Choix de la taille de la fenêtre d'analyse

Nous avons fait varier la taille de la fenêtre de segmentation du signal et sélectionné la fenêtre optimale qui nous permet de mieux détecter la rupture.

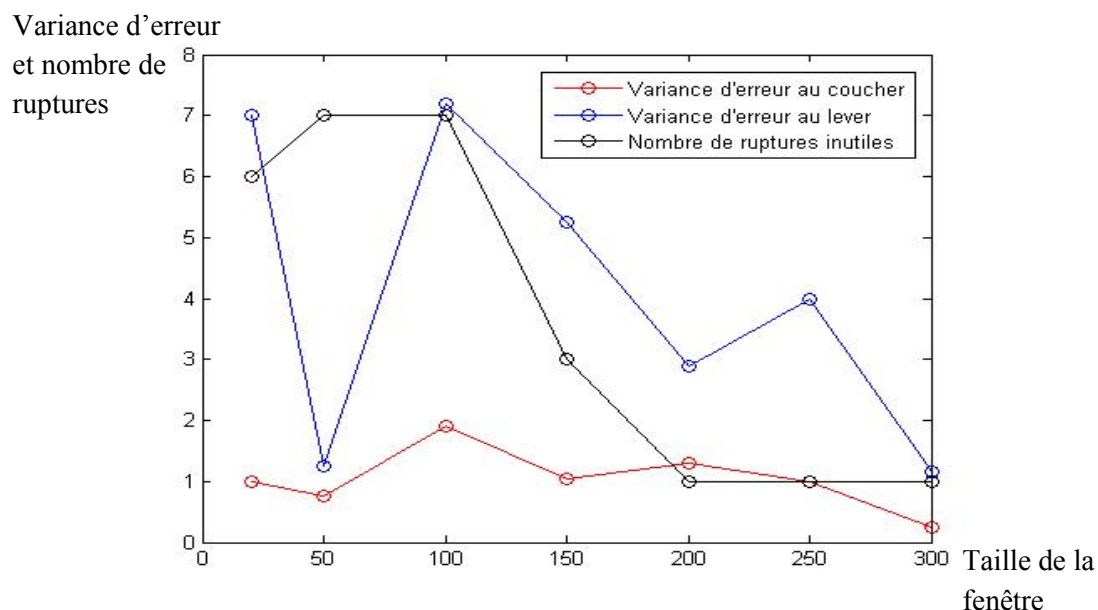


Figure 95 -sélection de la taille de fenêtre

Nous avons choisi la taille optimale de la fenêtre qui maximise l'erreur de variance engendrée par l'estimation du modèle, et minimise le nombre de détections de ruptures inutiles correspondant aux faux positifs : sa valeur optimale est donc de 250 échantillons.

Dans un premier temps, nous avons élaboré le modèle avec des signaux non-filtrés, la variance d'erreur de modélisation nous permet de détecter des ruptures. Dans un second temps, nous avons eu recours à une réduction du bruit, précédemment introduite (ondelettes), afin de détecter les mêmes ruptures correspondant au coucher et au lever de la personne. Suite à l'utilisation d'un modèle AR, la comparaison avec ou sans réduction de bruit montre une amélioration de la robustesse de notre approche (voir Figure 96 et Figure 97) consistant en une réduction du bruit par ondelettes.

Afin de détecter la rupture, générée par le coucher ou le lever de la personne, avec le modèle AR choisi, nous avons utilisé comme critère la variance de l'erreur d'estimation des paramètres du modèle.

Afin de montrer l'utilité du débruitage par Ondelettes (Daubechies 6), la Figure 96 montre le nombre de ruptures inutiles détectées avec les signaux non-filtrés.

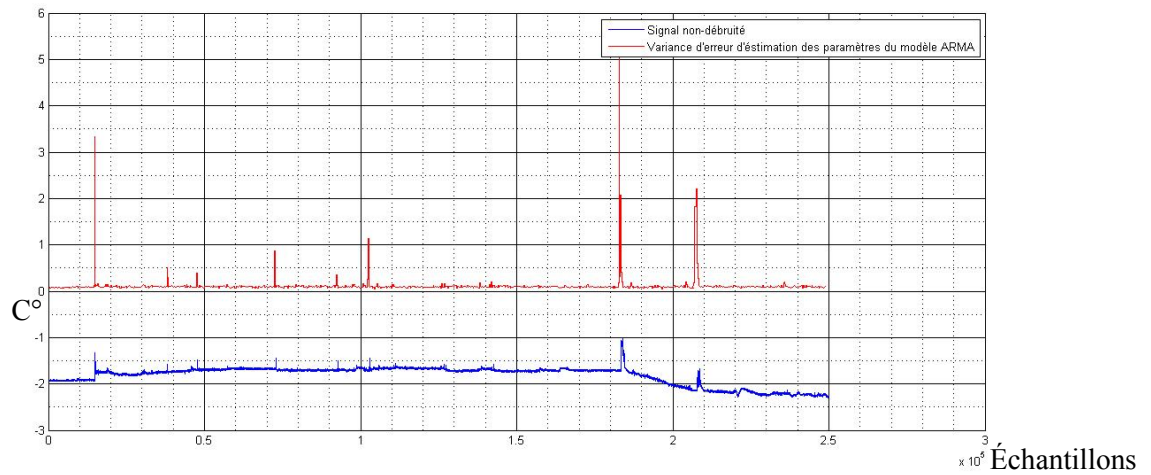


Figure 96 - Résultats obtenus avec un signal non-filtré

Sur la Figure 96, nous remarquons la détection de 8 ruptures dont 6 qui sont inutiles (deux ruptures utiles correspondant au coucher et au lever) alors que la Figure 97 montrant le résultat sur le même signal débruité, cette fois-ci par notre réducteur de bruit basé sur les Ondelettes, ne comporte que 3 détections dont une inutile :

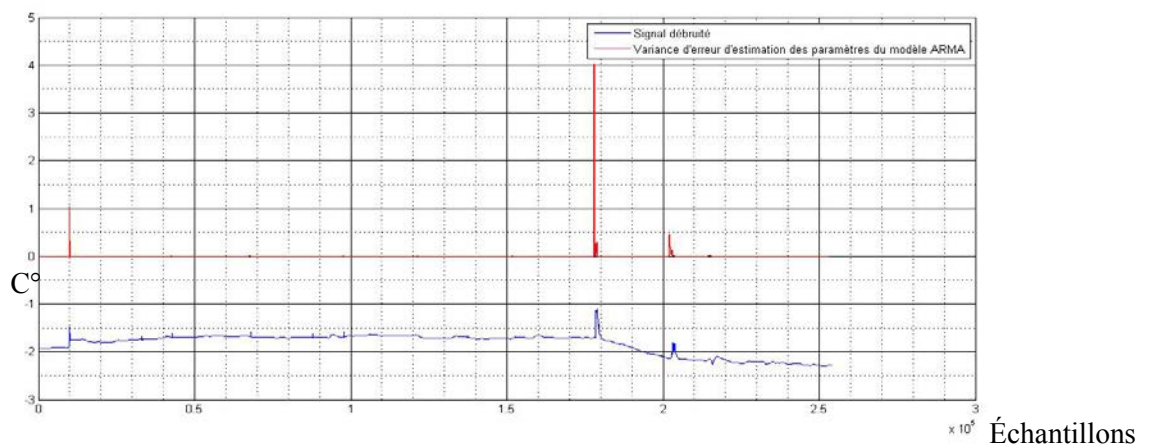


Figure 97 - Résultats obtenus avec un signal filtré

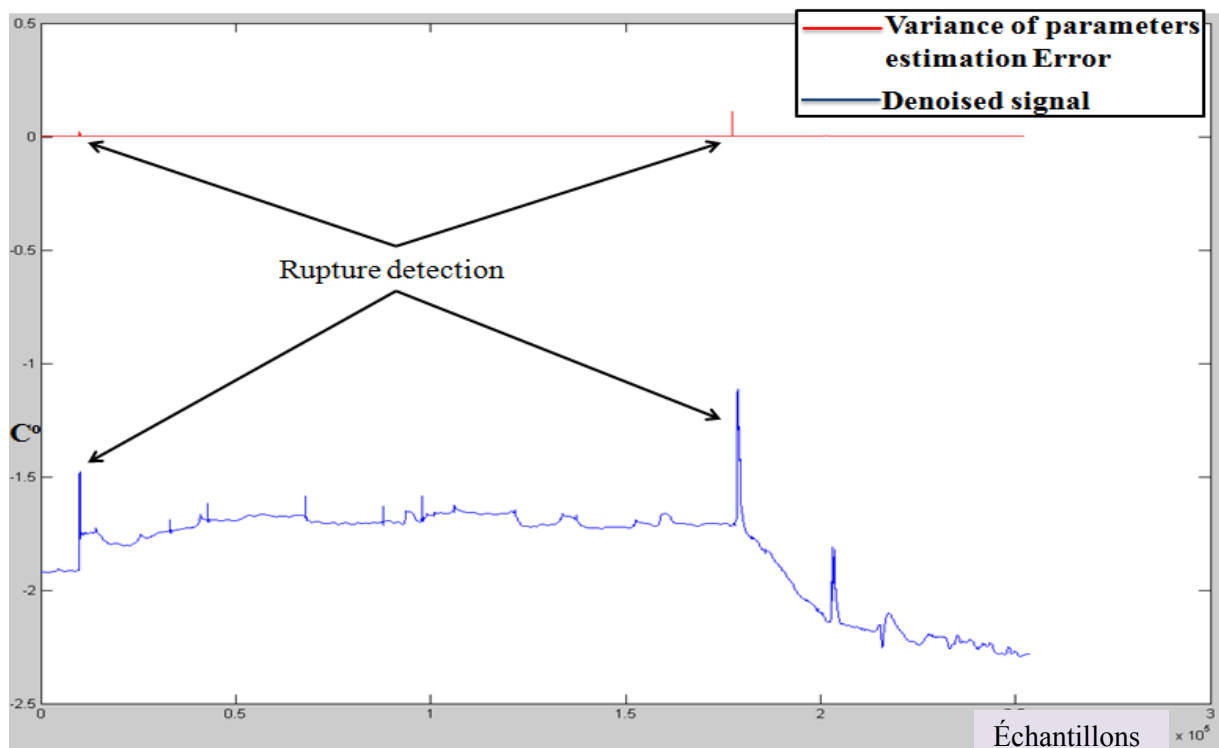


Figure 98 -Résultat de la méthode ARMA sur une fenêtre glissante de 100 points

La méthode consistant à filtrer à l'aide d'un modèle AR nous a permis de détecter les ruptures produites au moment du lever et du coucher, mais nous ne permet pas de faire la distinction entre les deux événements. Pour cela nous utiliserons des méthodes statistiques de classification (les méthodes de reconnaissance des formes).

Une fois les ruptures détectées par le modèle AR ou par un estimateur classique de la variance, nous devons distinguer les mesures correspondant à la présence de la personne de celles correspondant à son absence.

Pour ce faire, nous utiliserons alors les K-moyennes combinées aux K-plus-proches voisins, puis, nous ferons appel aux réseaux de neurones afin de mieux prendre en compte les non-linéarités potentielles de nos signaux.

4.10 Les K-moyennes

Détection de Présence/Absence de la personne

Avant de déterminer si la personne a eu un sommeil calme ou un sommeil agité, nous devons situer la période qui correspond à sa présence dans le lit. La Figure 98 ci-dessus montre que l'absence de la personne est caractérisée par un niveau bas du signal et sa présence est marquée par une augmentation du niveau de ce signal. Pour cela on s'est plus intéressé au niveau du signal qui correspond à la différence entre la température ambiante et la température cible mesurées.

Dans un premier temps, nous avons utilisé les K-moyennes sur des données prétraitées, sans passer par la détection de ruptures (la segmentation):

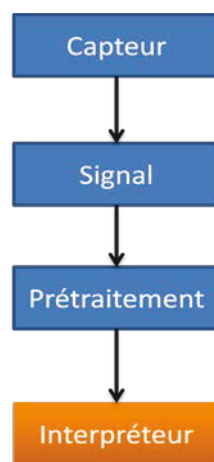


Figure 99 -L’approche que nous avons utilisée pour situer la période de présence de la personne observée

La méthode de K-moyennes, à $K=2$, nous permet de définir un modèle comportant trois paramètres : la moyenne des températures hautes M_h , la moyenne des températures basses M_b et un seuil noté S calculé empiriquement de la manière suivante:

$$S = \frac{M_h + M_b}{2}$$

Afin d’évaluer les performances de cette méthode, il est nécessaire d’étiqueter les signaux enregistrés dans la chambre ‘‘Ch101’’. Toujours grâce aux enregistrements sonores effectués simultanément, nous avons réussi à annoter notre signal thermique produit par le capteur d’alitement. En revanche certaines situations ont été difficiles à interpréter même en s’appuyant sur les fichiers sonores. Par conséquent, notre annotation du signal comporte trois valeurs : ‘1’ pour confirmer la présence de la personne dans son lit ‘0’ pour confirmer son absence et ‘0.5’ pour signifier une situation inconnue, non-interprétée

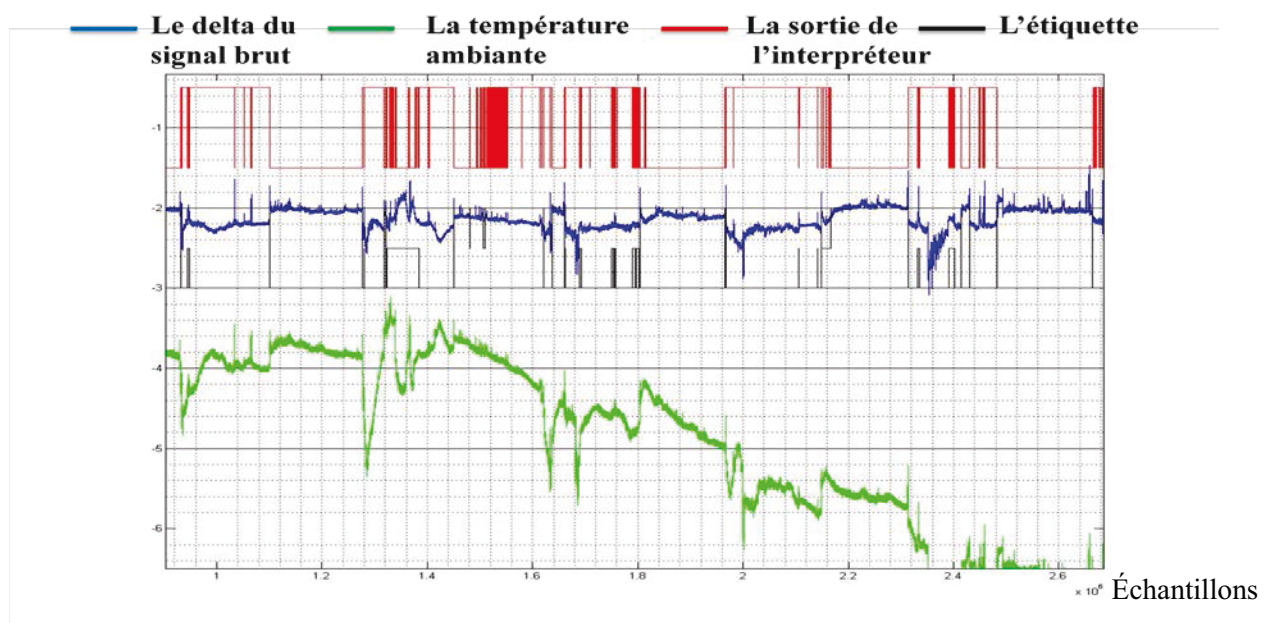


Figure 100 -Annotation du signal thermique grâce à l'écoute des enregistrements sonores

Sur la Figure 100, sont affichés le signal à traiter en bleu, la température ambiante en vert, les annotations en noire et la sortie de l'algorithme des K-moyennes en rouge. Il faut bien remarquer que la courbe de la température ambiante, les annotations et la sortie de l'algorithme des K-moyennes ont été décalées afin de les afficher autour de notre signal à analyser.

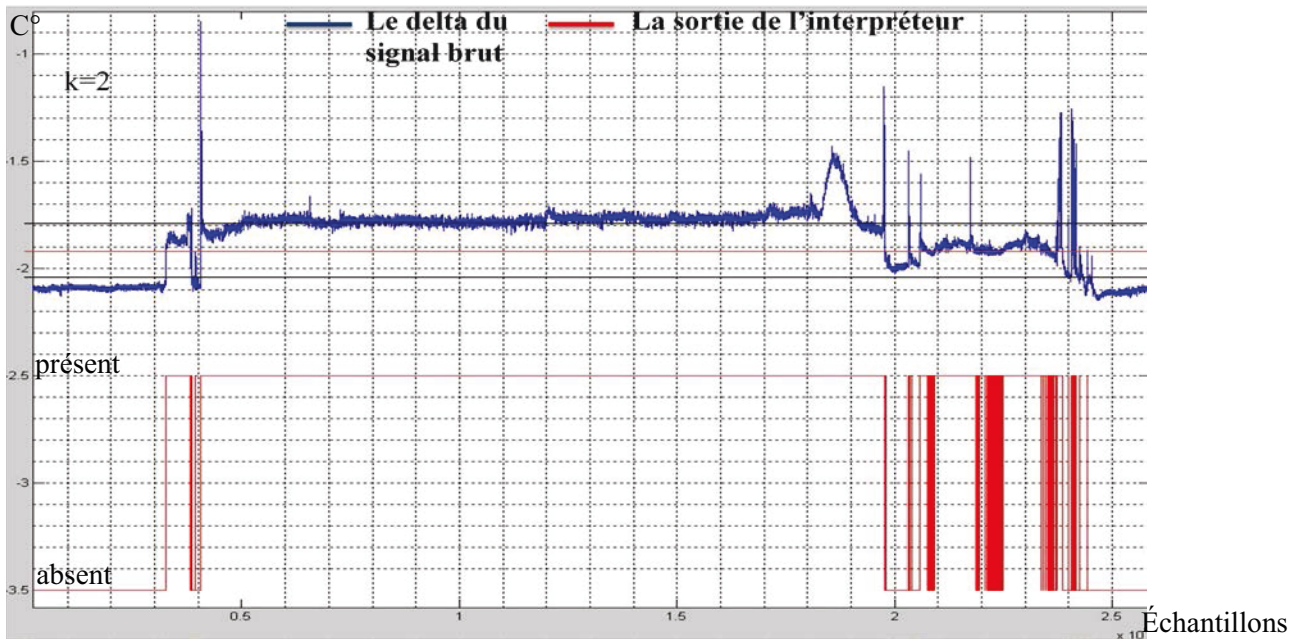


Figure 101 -Les trois paramètres du modèle de K-moyennes et les résultats de ce modèle.

4.11 Règle des Plus Proches Voisins

La méthode du plus proche voisin consiste à identifier les observations, dont la classe est connue, les plus proches de l'observation dont on veut déterminer la classe.

Soit $X_n = \{x_1, \dots, x_j, \dots, x_n\}$ un ensemble d'apprentissage formé de 2 groupements d'observations estimés par l'algorithme des K-moyennes. Chaque observation est représentée par un vecteur paramétrique, x_j . La classe de chaque élément de l'ensemble d'apprentissage est connue, elle sera désignée pour l'élément x_j par $w(x_j)$. L'observation à classer, représentée par un vecteur monodimensionnel, est affectée à la classe correspondant au voisin le plus proche parmi l'ensemble d'apprentissage. La règle dite de 1PPV est simplement la suivante :

$$w(x) = w(x_{ppv}) \quad \text{si} \quad d(x, x_{ppv}) = \text{Min } d(x, x_j)$$

Où x_{ppv} est l'échantillon le plus proche de x , et $w(x)$ est la classe d'affectation estimée de x . La règle du 1PPV classe x selon sa classe d'affectation estimée $w(x)$. La notion du "plus proche voisin", en termes des distances les plus petites, laisse une certaine liberté pour le choix de la distance. Dans ce travail, la distance euclidienne sera retenue.

Dans le cas des K plus proches voisins, pour chaque mesure x à classer, on recherche les K plus proches voisins dans l'échantillon d'apprentissage, et x est affecté au groupe majoritaire [21].

Dans notre cas les données sont monodimensionnelles et les classes sont étiquetées. La méthode des K plus proches se caractérise par sa capacité à traiter localement les informations.

Résultats

La base de données est composée de 10 nuits. Dans nos résultats présentés ci-dessous, nous n’avons pas pris en compte les erreurs générées pendant la journée puisque on s’intéresse au coucher de la personne dans son lit la nuit, et son lever, le matin afin d’évaluer la qualité de son sommeil.

La matrice de confusion

On utilise alors une matrice pour synthétiser les performances de l’algorithme des K plus proches

		Classes estimées	
		Présent	Absent
Classes réelles	Présent	18 243 450	201180
	Absent	682890	733

Tableau 10 - Matrice de confusion

La performance de classification obtenue, qui rappelons le représente la robustesse du modèle de différencier entre la absence et la présence de la personne dans son lit, est de 95,27%. Ce qui semble satisfaisant.

Discussion

La pente de la dérive et la différence entre les températures ‘‘moyenne basse’’ et ‘‘moyenne haute’’ influencent la performance des K-moyennes.

Donc une différence importante entre ces deux types de températures facilite la discrimination entre la présence de la personne dans son lit et son absence. En revanche, comme le montre la Figure 102 ci-dessous, plus la pente de la dérive du signal est lente plus nous avons d’erreurs.

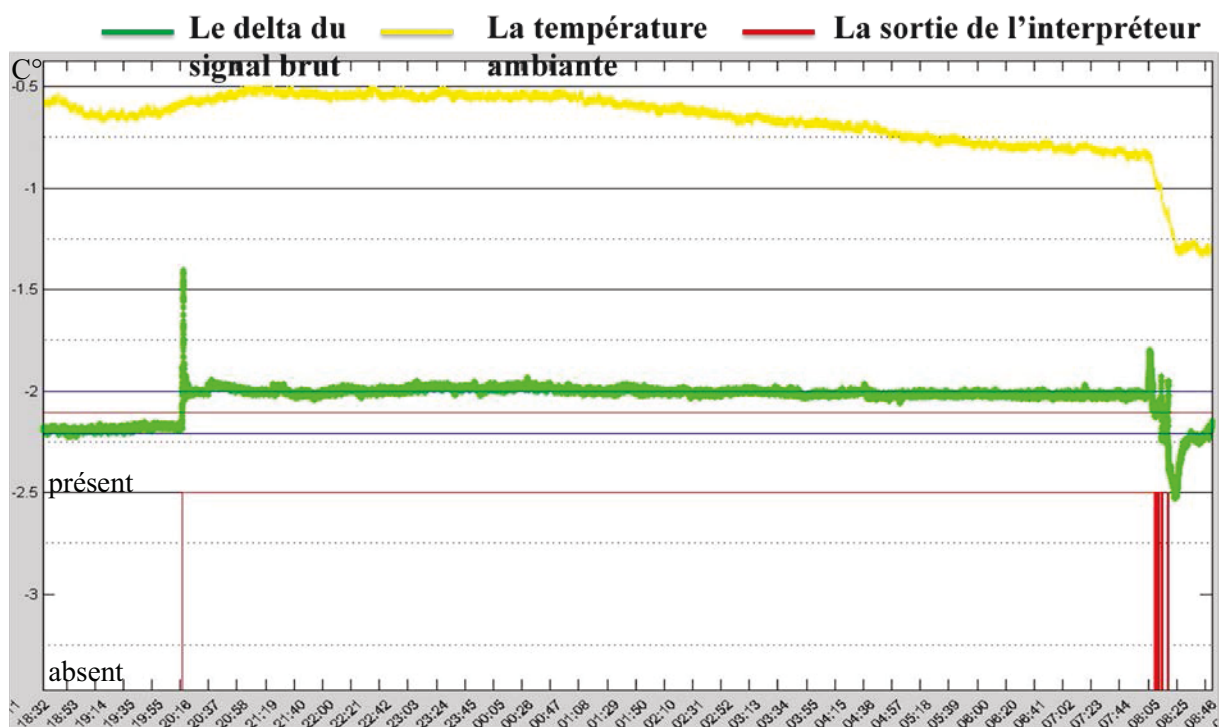


Figure 102 -Résultats de la méthode des k-moyennes sur le signal thermique généré pendant une nuit d'acquisition.

En effet sur le graphe ci-dessus nous remarquons :

- La montée de la température au coucher de la personne, vers 20h16, génère une dérive brutale. En général, le coucher de la personne dans son lit provoque une dérive puissante, par conséquent, l'erreur de détection est minimale. Dans notre cas, nous avons 1.07% d'erreurs sur la base de données analysée. Cela reste toujours dépendant d'autres facteurs:
 - La façon dont se couche la personne.
 - Le niveau de contraste entre la température du lit et la température ambiante.
- La sortie de la personne de son lit, vers 08h00, génère une dérive moins brutale due à l'inertie thermique du lit, dans ce cas, on observe effectivement une erreur plus importante. Dans notre cas, nous avons 3.6% d'erreurs sur la base de données analysée. Cela reste donc dépendant de la manière selon laquelle la personne se lève et de l'inertie thermique du lit.
- L'application de la méthode des K-moyennes sur des données, qui varient rapidement dans le temps, a entraîné des erreurs de plus dans le cas de la dérive lente. Pour cela nous devons utiliser un signal déjà segmenté.

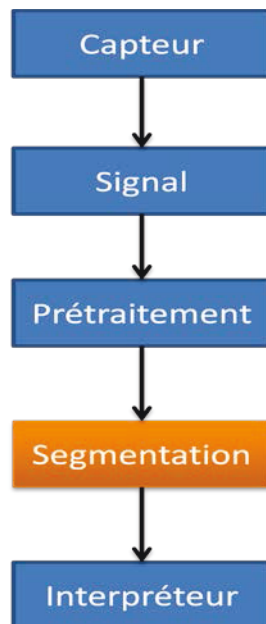


Figure 103 -La deuxième approche adoptée

L’application de la deuxième approche, qui inclut l’étape de segmentation du signal, nous a permis de s’affranchir des erreurs provoquées par les variations rapides des données dans le cas d’une dérive lente du signal généré au lever de la personne. Par conséquent, le nombre de faux positif est réduit de 3,64 à 2,68.

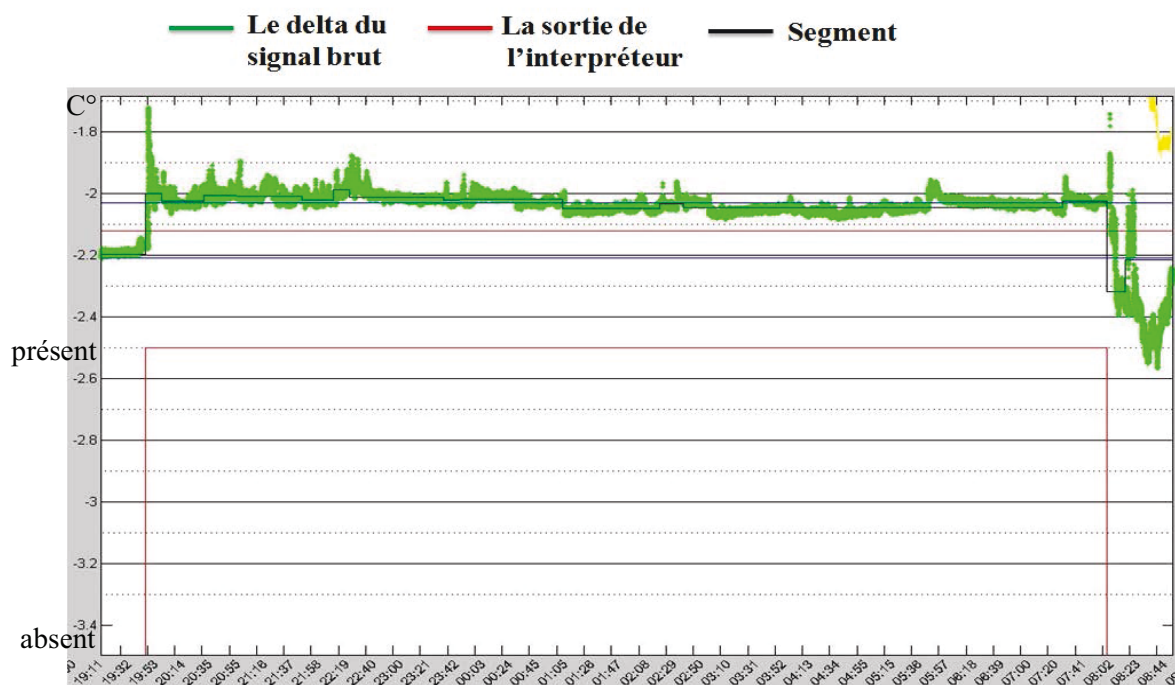


Figure 104 -Résultats de la méthode des K-moyennes

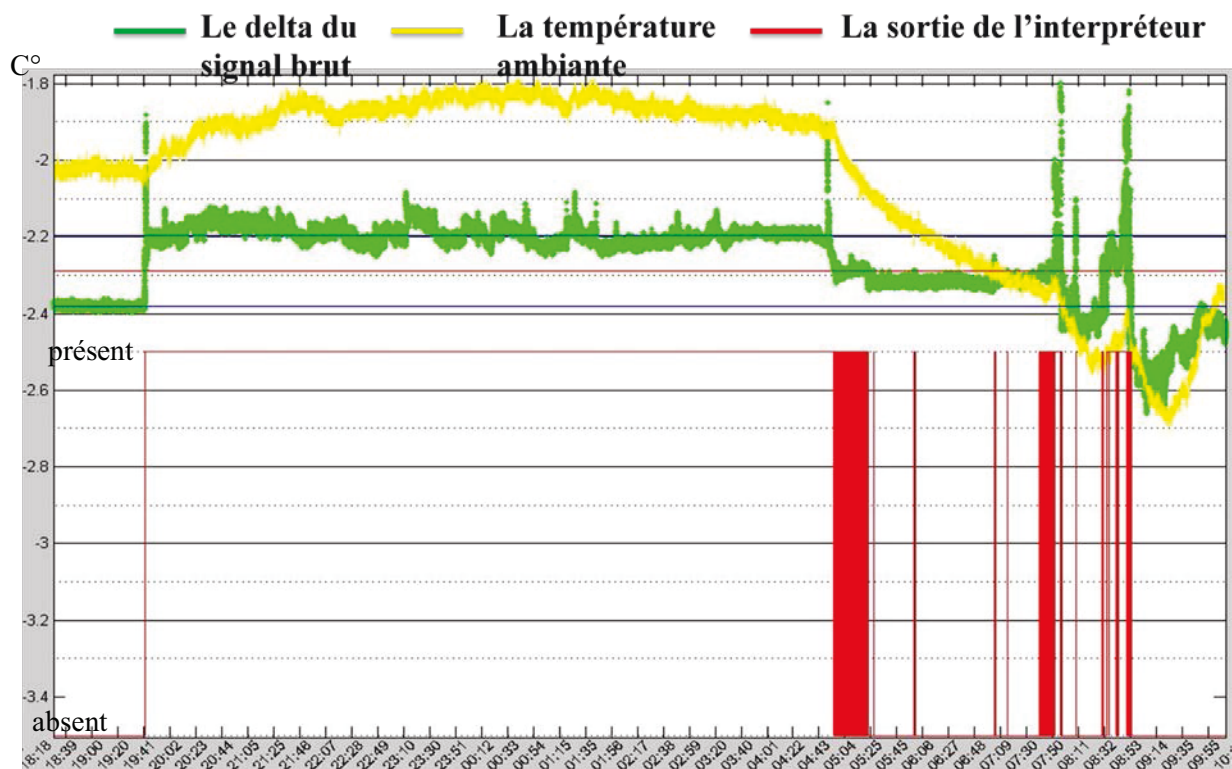


Figure 105 -Résultats de la méthode des K-moyennes

Sur la Figure 105 ci-dessus nous distinguons l'heure du coucher de la personne vers 19h41. En revanche, vers 04h55, le niveau du signal décroît soudainement, sans franchir complètement le seuil de discrimination entre l'absence et la présence de la personne dans son lit. Cela signifie que la personne s'est levée en restant toujours dans le champ de vision du capteur : le résident s'est levé et il s'est mis sur sa chaise qui est dans le champ de vision du capteur d'alitement (voir la Figure 106).

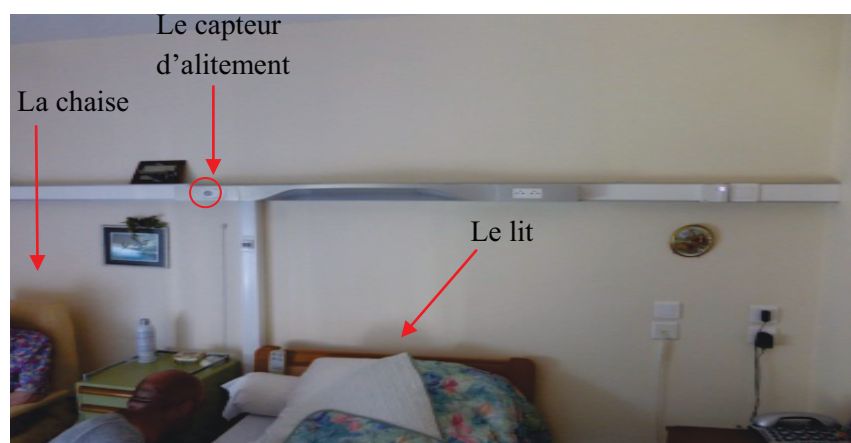


Figure 106 -Positionnement du capteur d'alitement dans la chambre 'Ch102'

Par conséquent, il est nécessaire de considérer une troisième classe. On l'appellera : Classe présence dans la chambre.

Afin de détecter la troisième classe caractérisée par le voisinage du niveau de signal autour du seuil S , nous avons défini deux seuils intermédiaires S_1 et S_2 comme suit :

$$S_1 = \frac{M_h + S}{2}$$

$$S_2 = \frac{M_b + S}{2}$$

où M_h correspond au barycentre des températures de type ‘‘moyenne haute’’

et M_s correspond au barycentre des températures de type ‘‘moyenne basse’’

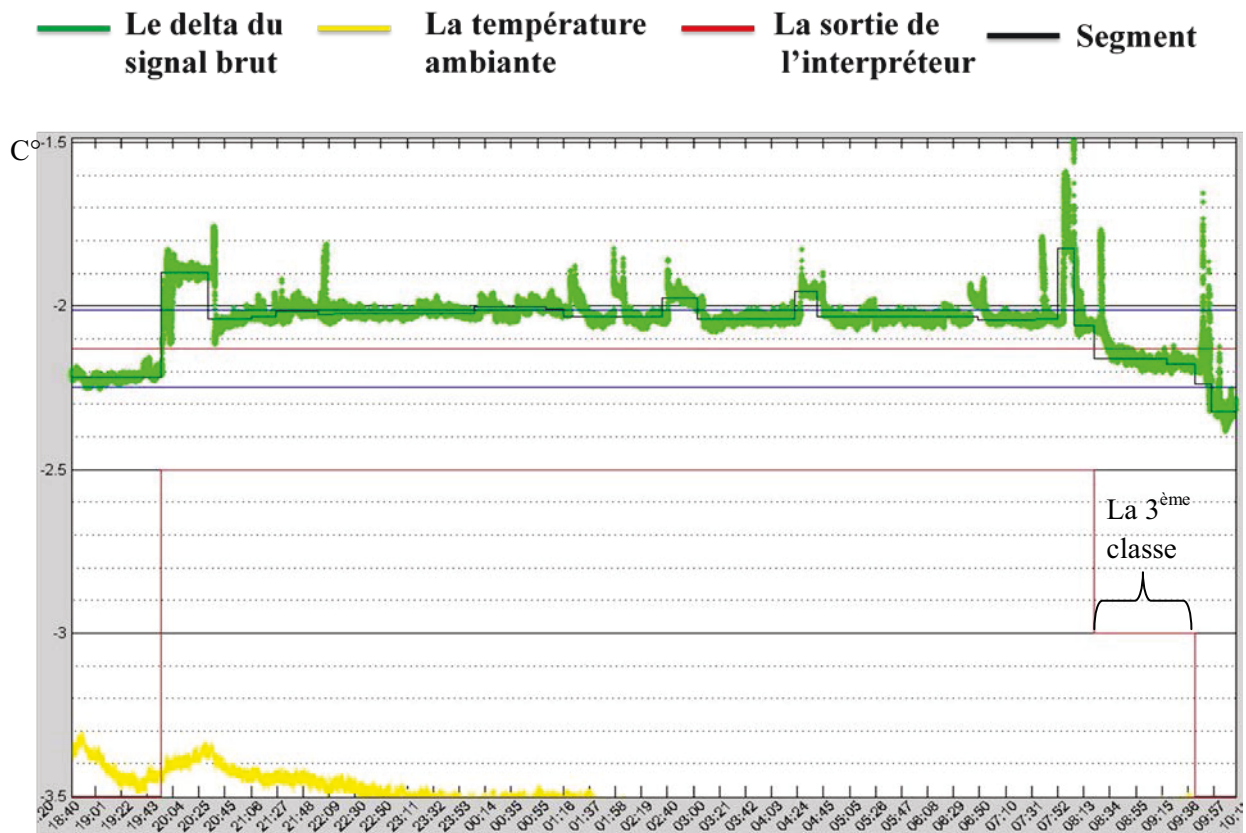


Figure 107 -Résultats de la classification à trois classes

Conclusion

- Le problème majeur de la méthode des K-moyennes adaptative non-supervisée est la nécessité de disposer de l'ensemble des séries temporelles à traiter.
- Néanmoins, dans la plupart des cas, il sera possible d'apprendre les paramètres de modèle (un seuil, les deux moyennes de température) sur un certain historique des données et d'utiliser celui-ci pour réaliser en ligne la classification des mesures produites par le capteur.
- Il faudra cependant veiller à s'assurer que les paramètres pré-calculés restent pertinents pour traiter les nouvelles données et éventuellement procéder aux réactualisations nécessaires de ces paramètres par un nouvel apprentissage pour réadapter les paramètres existants à l'aide de ces nouvelles données.

4.12 Réseaux de neurones

Les réseaux de neurones sont un paradigme mathématique qui modélise le fonctionnement des systèmes de neurones biologiques. Le premier modèle mathématique d'un neurone a été proposé par McCulloch et Pitts en 1943. Le premier réseau de neurones appelé *perceptron* a été introduit en 1958 par Franck Rosenblatt. Le perceptron multi couches est de loin le plus utilisé comme architecture neuronale. Ce type de réseaux est exploité dans des domaines assez variés comme le diagnostic médical, l'imagerie médicale, la compression des données, la détection des défauts dans les matériaux, l'analyse des capteurs solaires, la classification des signaux sonores, la prédiction de la faillite, la biométrie, la reconnaissance de l'écriture manuscrite et bien d'autres applications.

Problème de Minimas locaux et initialisation des paramètres du modèle

Les poids synaptiques ($w_{S,R}$) et le biais (b_S) d'un perceptron multicouches (voir Figure 108) sont initialisés aléatoirement. Afin d'ajuster les paramètres du réseau, les différents algorithmes d'apprentissage présentés en annexe démarrent avec des poids synaptiques initialisés à des valeurs non-nulles. Comme ces méthodes d'apprentissage sont des algorithmes stochastiques, l'étape d'initialisation des paramètres joue un rôle majeur car elle est susceptible de déterminer en partie le résultat obtenu en fin d'apprentissage, et donc la performance du modèle ainsi obtenu. En effet, des initialisations différentes peuvent conduire à estimer, dans l'espace des paramètres, des minimas différents, donc des valeurs de paramètres du modèle différentes.

Dans notre cas, nous avons procédé à l'initialisation des paramètres à différentes valeurs non-nulles et donc pour chaque architecture de réseau, nous effectuons plusieurs apprentissages avec des initialisations différentes, et nous retenons le modèle qui correspond à la plus petite valeur de la fonction de coût. Nous avons initialisé les poids et biais uniformément dans l'intervalle $[-0.5, 0.5]$.

4.12.1 Architecture du réseau de neurones

Le choix de l'architecture du réseau de neurones s'appuie sur la séquence de données utilisée pour l'apprentissage et l'ajustement des paramètres du modèle. La séquence de données est divisée en deux ensembles, le premier nous permet d'ajuster les paramètres et le deuxième ensemble est utilisé pour le choix de nombre de neurones dans la couche cachée.

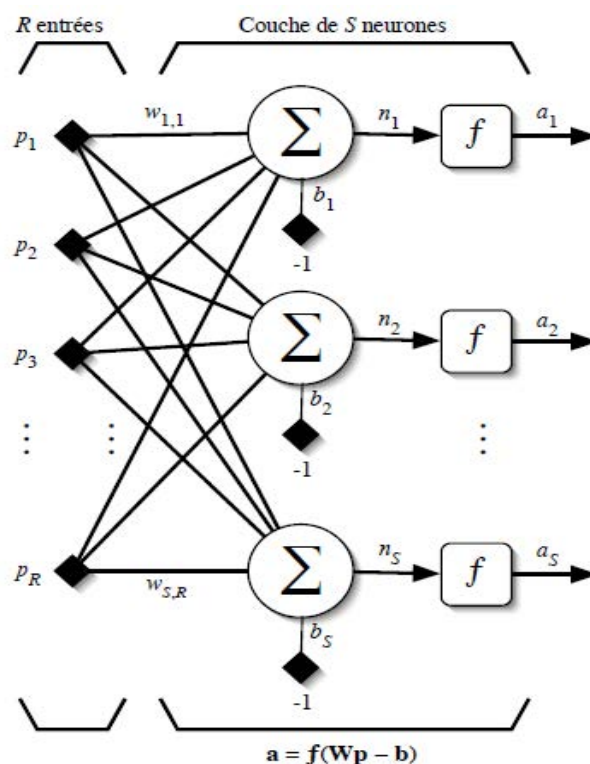


Figure 108 -Les fonctions de transfert

Nous commençons par un réseau de neurones sans couche cachée, l’erreur de validation, estimée sur le deuxième ensemble de données, nous permettra de fixer le nombre de neurones à ajouter dans la couche cachée.

Nombre de neurones sur la couche cachée	Erreurs de validation
0	0.9133
1	0.8521
2	0.8477
3	0.8512

Tableau 11 - Choix du nombre de neurones sur la couche cachée

Ajustement des paramètres du modèle :

Nombre d’itération	Erreurs d’apprentissage	Erreurs de validation
50	0.2214	0.8680

100	0.2054	0.8477
150	0.1502	0.8599
200	0.1439	0.8488
250	0.1438	0.8526
300	0.1438	0.8526
350	0.1438	0.8526
400	0.1438	0.8526

Tableau 12 - Ajustement des paramètres (poids synaptiques) du réseau de neurones

Dans notre cas, nous avons choisi l’architecture suivante :

Nombre de neurones sur la couche d’entrée	Nombre de neurones sur la couche cachée	Nombre de neurone sur la couche de sortie
12	2	1

Tableau 13 - Architecture du réseau de neurones

Nous avons commencé avec 12 neurones en couche d’entrée car Weigend et al. [23] ont fait remarquer que l’augmentation du nombre de neurones de la couche d’entrée de 12 à 25 ne conduit pas à des améliorations significatives.

Résultats de la régression non-linéaire en sortie du réseau de neurones retenu :

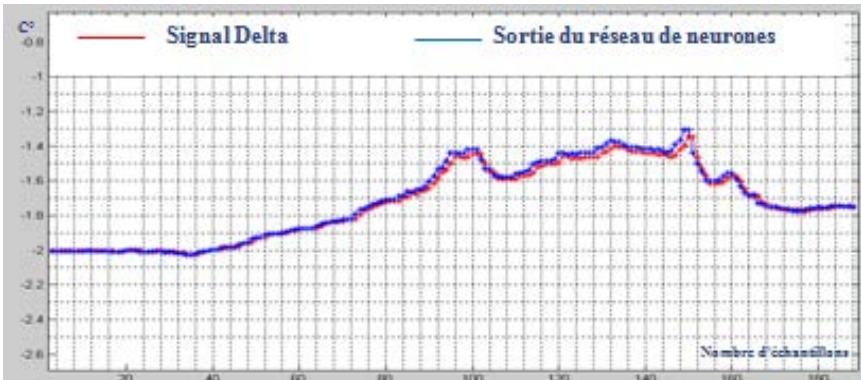


Figure 109 -Résultats de la régression non-linéaire en sortie du réseau

Sur la Figure 109 ci-dessus nous distinguons deux courbes: la courbe rouge représente le signal brut et la courbe bleue représente la sortie du réseau de neurones. Au début de l’expérimentation, la courbe bleue se superpose avec la courbe rouge en revanche les deux courbes se séparent au coucher de la personne.

Enregistrements	Nombre de ruptures non-détectées	Nombre de ruptures détectées	Nombre de ruptures inutiles
1	6	9	3
2	2	5	2

Tableau 14 - Performance de la régression non-linéaire

En terme de détection de ruptures, la régression non-linéaire avec les réseaux de neurones n’a pas permis d’obtenir de meilleurs performances, par rapport à la régression ARMA.

4.12.2 Utilisation d’un réseau de neurones pour classifier le lever de la personne.
Comme l’algorithme de classification des K-moyennes présentait un taux important de faux positif (de l’ordre de 4%), nous avons adapté notre réseau de neurones utilisé pour la régression non-linéaire de la série temporelle afin d’établir un classifieur qui permet de distinguer le lever de la personne.

4.12.3 Préparation de la base de données et extraction des descripteurs nécessaires
L’observation est une série temporelle enregistrée de manière continue, soit pendant la présence de la personne dans son lit, soit pendant son absence ou bien au lever de la personne. La taille de la série temporelle enregistrée au lever de la personne varie d’une personne à l’autre, d’une journée à l’autre (pour la même personne) ou d’une chambre à l’autre. Nous avons constaté que la taille des séries temporelles varie entre 700 et 40000 échantillons. Par conséquent, nos observations à classifier n’ont pas le même nombre de variables explicatives (valeurs des points qui constituent l’observation). En revanche, ce nombre de mesures correspondra au nombre de neurones à l’entrée du modèle à élaborer. Pour cela, nous utilisons la méthode SAX qui permet de réduire et uniformiser le nombre de variables caractérisant les observations à classifier.

4.12.4 Extraction de paramètres pour la classification : la méthode SAX
L’analyse visuelle nous montre que le signal a une période de 24h, ainsi le signal est périodique à long terme. Cela ne correspond pas à ce que nous cherchons, c'est-à-dire, identifier en temps réel les instants correspondant au coucher et au lever de la personne.

L’analyse en fréquences, nous montre bien que le signal n’est pas périodique sur une nuit car elle ne contient pas d’harmoniques significatives, par conséquent, les descripteurs spectraux sont moins spécifiques et moins efficaces. De plus, le signal n’est pas si riche en informations dû à la fréquence d’échantillonnage (4 Hz). Le Figure 110 montre le spectre d’un signal enregistré sur une nuit.

La vitesse de réaction du capteur, et sa réactivité qui est de 0.5s nous ont amené à choisir une fréquence d’échantillonnage de 4 Hz pour couvrir les différents phénomènes thermiques produits dans le lit.

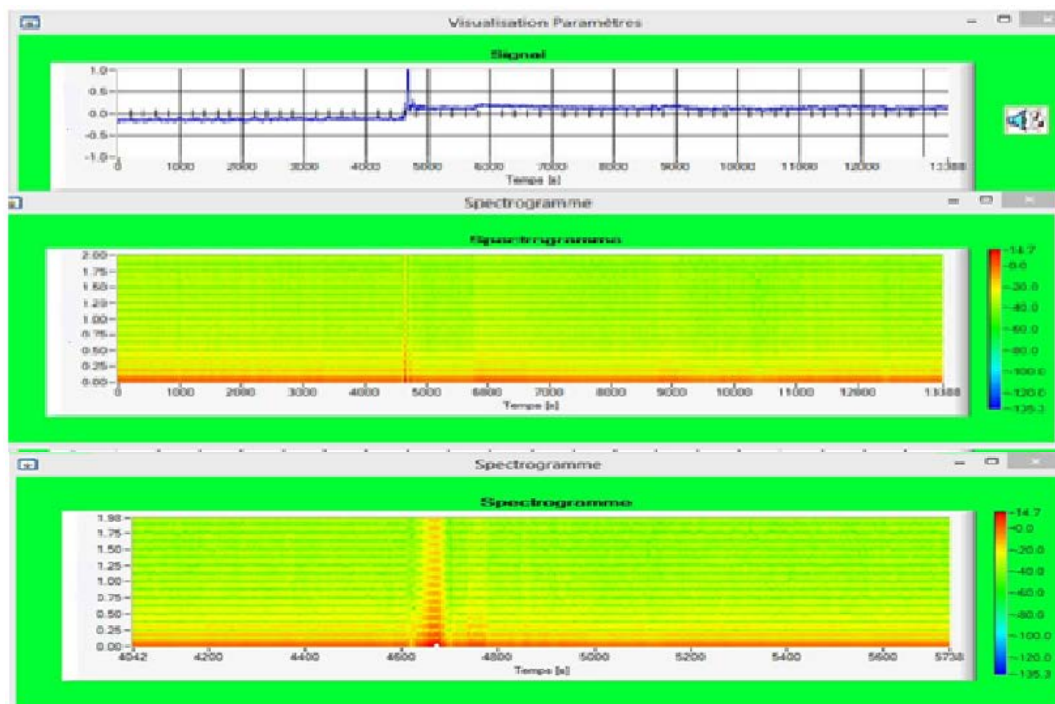


Figure 110 -Analyse spectrale du signal avec une fenêtre de 16 points puis avec une fenêtre de 32 points

Sur Figure 110, on observe la présence d'un bruit stationnaire et périodique avec une fréquence de 0,2 Hz.

Nous avons utilisé la méthode SAX pour pouvoir caractériser temporellement les observations à classifier et extraire les descripteurs nécessaires. Nous avons subdivisé les signaux étiquetés afin de séparer les observations correspondant au lever de la personne.

La méthode SAX s'appuie sur une segmentation du signal en plusieurs segments de même taille. Le niveau de segment par rapport à l'ensemble des segments détermine le symbole (par exemple : une lettre) à lui affecter. La taille de la fenêtre de segmentation et le nombre de symboles sont définis en fonction de l'application et du type de signaux à traiter.

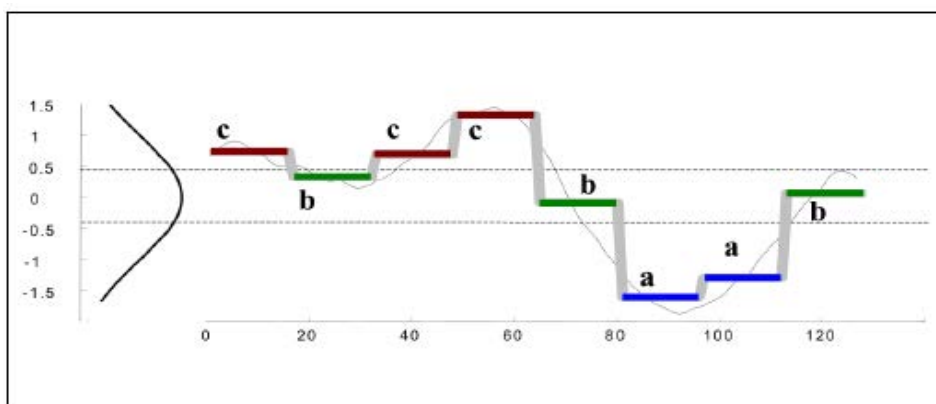


Figure 111 -Le concept de base de la méthode SAX

Nous avons exploité ce concept de base de la méthode SAX afin d'élaborer un jeu de données d'entrée sur lequel s'appuie la mise en œuvre de notre réseau de neurones. Comme les réseaux de neurones utilisent des données numériques, nous avons remplacé les lettres par la moyenne de chaque segment dans un premier temps et des entiers numériques dans un second temps.

Les deux méthodes de description des observations ont été testées et la comparaison entre les performances des deux modèles élaborés pour chaque description a permis de déterminer la meilleure description.

Choix de nombre de segments et du nombre de symboles

Le choix du nombre de segments joue un rôle majeur dans la discrimination entre les observations. Plus le nombre de segments est élevé meilleur sera caractérisée l'observation puisqu' on tend vers le nombre d'échantillons total constituant la série temporelle. Le fait de fixer le même nombre de segments pour toutes les observations, ce qui veut dire que tous les levers seront caractérisés par le même nombre de variables, nous permet d'obtenir une compression des paramètres par rapport à la série temporelle initiale. En revanche, la compression de ces séries temporelles fait perdre de l'information. Dans le cas où la segmentation conserve intégralement ou partiellement les fluctuations du signal, l'information éliminée correspond à des détails négligeables. Par conséquent, le nombre de segments doit être choisi de manière à conserver les tendances importantes du signal et éliminer les variations rapides correspondant à des détails négligeables. Après étalonnage, nous avons finalement mis en œuvre la méthode SAX avec 30 segments.

Le nombre de symboles à utiliser pour caractériser les observations doit refléter les différents niveaux significatifs des signaux à traiter. Globalement, les signaux étudiés comportent deux niveaux, un niveau élevé qui correspond à la présence de la personne dans son lit, et un niveau bas, qui correspond à l'absence de la personne. En revanche, nous avons constaté la présence de niveaux intermédiaires, notamment au lever de la personne, qui serait dû à l'inertie thermique du lit qui se refroidit lentement.

Afin de déterminer l'ensemble des niveaux existants, nous avons utilisé un histogramme montrant la distribution des mesures entre, les deux niveaux, le niveau haut correspondant à la présence de la personne et le niveau bas correspondant à son absence du lit. Nous avons choisi 16 intervalles qui nous permettent de retrouver les niveaux intermédiaires. En analysant la courbe sur la Figure 112, nous pouvons constater que les mesures peuvent se regrouper facilement sur quatre niveaux (voir la Figure 113) que nous avons donc fixés pour appliquer par la suite la méthode SAX .

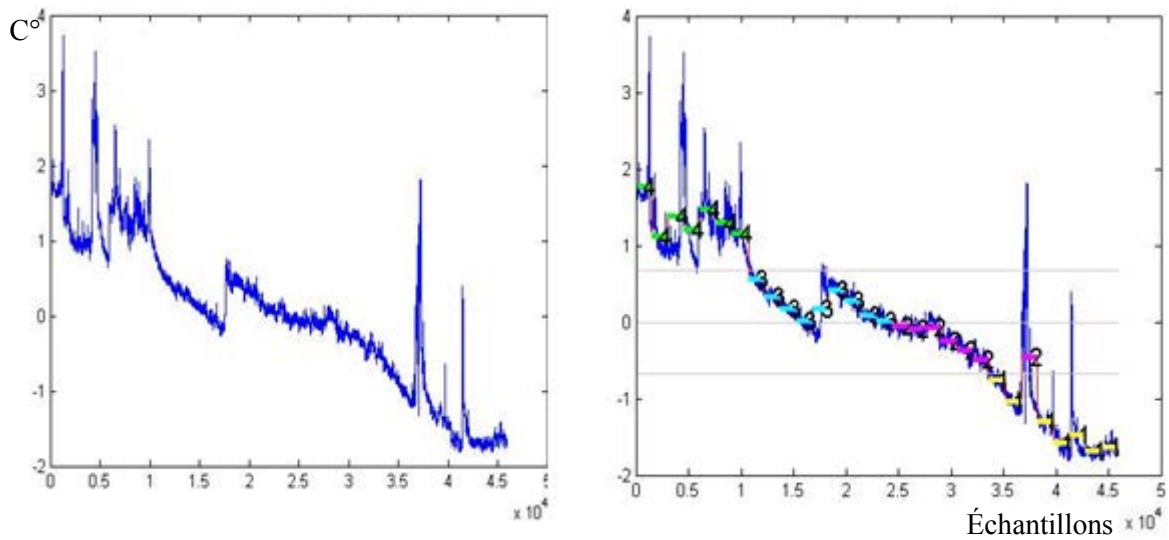


Figure 112 -Signal enregistré au lever de la personne et sa segmentation par la méthode SAX.

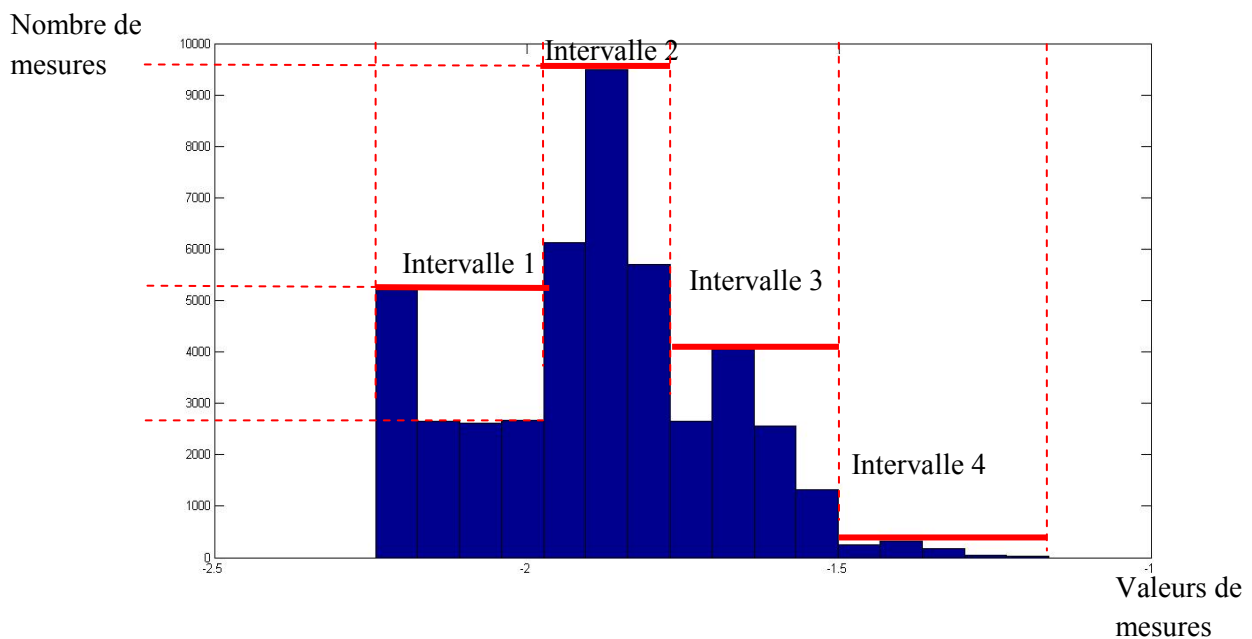


Figure 113 -Histogramme analysé sur 16 intervalles : montrant le regroupement sur essentiellement 4 intervalles

4.12.5 La Base de données

Pour la mise en œuvre du réseau de neurones, nous avons utilisé une base de données de 440 observations dont 80 observations correspondent à des signaux enregistrés pendant le lever de la personne.

La base de données est partagée en un corpus de 240 observations pour l'apprentissage, 104 observations pour la validation et 90 pour le test afin d'estimer les performances du modèle neuronal élaboré.

4.12.6 L'architecture du réseau de neurones

De la même manière que pour le premier réseau de neurones, nous commençons par un réseau de neurones sans couche cachée. L'erreur de validation, estimée sur le deuxième ensemble de données, nous permet de décider du nombre de neurones à ajouter sur la couche cachée.

Nombre de neurones sur la couche cachée	Erreurs de validation
0	0.9133
1	0.8521
2	0.8477
3	0.8512

Tableau 15 - Choix du nombre de neurones sur la couche cachée

Nombre de neurones sur la couche d'entrée correspond au nombre de segments : 30 dont la fonction de transfert est linéaire.

Nombre de neurones sur la couche cachée : 2 dont la fonction de transfert est la tangente.

Nombre de neurones sur la couche de sortie : 2 dont la fonction de transfert est ‘softmax’.

Ajustement des paramètres du modèle :

Nombre d'itération	Erreurs d'apprentissage	Erreurs de validation
50	0.2214	0.8680
100	0.2054	0.8477
150	0.1502	0.8599
200	0.1439	0.8488
250	0.1438	0.8526

300	0.1438	0.8526
350	0.1438	0.8526
400	0.1438	0.8526

Tableau 16 - Ajustement des paramètres (les poids synaptiques) du réseau de neurones

Matrice de confusion :

	Classes estimées	
Classes réelles	Lever	Pas Lever
Lever	57	0
Pas Lever	1	32

Tableau 17 - Matrice de confusion

Les performances de notre modèle sont donc de 97,8. Par rapport à nos résultats obtenus par les précédents algorithmes à base des K-moyennes (K-means) et des K Plus Proches voisins (KNN), nous avons amélioré le taux de reconnaissance de 1,57% . Nous avons donc réduit le taux d’erreur de 41,64%. Néanmoins, nous avons toujours de faux positifs dus probablement à un lever lent de la personne âgée ou à l’inertie thermique du lit. Le taux de faux positif est de l’ordre de 2 ,2%. Compte tenu de la durée de refroidissement du lit - après le lever du patient -, cette méthode ne peut être implémentée en temps réel.

4.13 Bibliographie

[1]M.Varcher, D.Istrate, L.Besacier and J.F.Serignat and E.Castelli, Life Sound Extraction and Classification in Noisy Environment.

[2] D.Istrate and E.Castelli, Evryday Life Sounds and Speech Analysis for a Medical Telemonitoring System, EUROSPEECH Conference, Aalborg, Danemark, 3-7 Septembre 2001, pp E15 2417-2420.

[3] Tepedenlioglu,C.,Sidiropoulos,N., and Giannakis,G (2001) Median filtering for power estimation in mobile communication systems. IEEE signal processing Advances Wireless Communication, Taoyoun,Taiwan , pages 229-231.

- [4] Chang,D.C.and Wu, W.R. (2000) Feedback median filter for robust processing of glint noise. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, 22(6):213-221.
- [5] Y. Meyer “Principe d’incertitude, bases hilbertiennes et algèbres d’opérateurs.” Séminaire Bourbaki, Numéro 662, 1985–1986
- [6] Y. Meyer “Ondelettes et Opérateurs I : Ondelettes.” Editions Hermann, 1990
- [7] S. Mallat "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Transform." IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. Vol. 11, pp. 674-693, 1989
- [8] I. Daubechies "The Wavelet Transform, Time-Frequency Localization and Signal Analysis.” IEEE Transactions on information theory, Vol. 36, pp. 961-1005, 1990
- [9] I. Daubechies “Ten Lectures on Wavelets. “ CBMS-NSF regional series in applied mathematics, SIAM, Philadelphia, 1992
- [10] Wang Na Zhang Li Li Xia”A new low memory wavelet zerotree coder for Image” 0-7803-8560-8/04/2004IEEE.
- [11] Mallat S., Zhong S., "Characterisation of signals from multiscale edges", IEEE Trans. IEEE Trans. Pattern Recognit. Machine Intell PAMI, vol. 14, no. 7, pp. 711-733, 1992.
- [12] Kadambe S., Boudreaux-Bartels G., "Application of the wavelet transform for pitch detection of speech signals". IEEE Trans. Information Technology, vol. 38, no. 2, pp 917-924, 1992.
- [13] Rioul O., "Ondelettes régulières: application à la compression d’images fixes", Thèse soutenue à l’ENST, 1993.
- [14] Dan Istrate, Morgan Binet and Sreng Cheng”Real Time Sound Analysis for Medical Remote Monitoring”30th Annual International IEEE EMBS Conference Vancouver, British Columbia, Canada, August 20-24, 2008.
- [15] Senhadji L., "Approches multiresolution pour l’analyse des signaux non-stationnaires", Doctorat à l’université de Rennes, France, 1993.
- [16] Dinh H. A. N., Kumar D. K., et al., "Wavelets for QRS Detection", 23th Annual International Conference of the IEEE EMBS Engineering in Medicine and Biology Society, vol. 2, pp. 1883-1887, October 2001.
- [17] Senhadji L., Bellanger J.J., Carraut G., "Détection temps échelle d’événements paroxystiques intercritiques en électroencéphalogramme", Traitement du Signal, vol. 12, no. 4, pp 357-371, 1995.
- [18] Kalayci T., Özdamar O., "Wavelet preprocessing for automated neural network detection of EEG spikes", IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, vol. 13, pp. 160-166, 1995.
- [19] Marie Farge ‘’ wavelet transforms and their applications to turbulence’’ Annu. Rev. Fluid Mech. 1992.24: 395-457 Copyright © 1992 by Annual Reviews Inc All rights reserved
- [20] David L. Donoho’’ De-Noising by Soft-Thresholding’’ IEEE transactions on information theory, vol. 41, no. 3, May 1995
- [21] Govaert G, "Analyse des données", Hermes Lavoisier, Paris, 2003
- [22] Dufaux, A. (2001). Detection and recognition of Impulsive Sounds Signals. PhD thesis, Faculté des sciences de l’Université de Neuchâtel, Suisse.

- [23] A.S. Weigend, B.A. Huberman, and D.E. Rumelhart. "Predicting the future: a connection approach." *Int. Journal of neuronal Systems*, 1(3):193-209, 1990.
- [24] Basseville M., Nikiforov N., *The Detection of Abrupt Changes - Theory and Applications*, Prentice-Hall: Information and System Sciences Series, 1993.
- [25] Beran J., Terrin N., Testing for a change of the long-memory parameter, *Biometrika*, 83, 627-638, 1996.
- [26] D. Picard "Testing and estimation change-points in time series" *Adv. Appl. Prob.* 17, 841-867 (1985) Printed in N. Ireland Applied Probability Trust 1985
- [27] L. Yu. Vostrikova Detection of changes of mean functions in random processes. *Theory Probab. Appl.*, 25 (1980) p.867-869.
- [28] Lavielle M., Teyssière G., Adaptive detection of multiple change points in asset price volatility, dans : G. Teyssière et A. Kirman (Editeurs.), *Long Memory in Economics*, 129-156, Springer Verlag, Berlin, 2005.
- [29] Lavielle M., Teyssière G. Detecting Multiple Change-Points in Multivariate Time Series, *Lithuanian Mathematical Journal* 46, 351-376, 2006.
- [30] Michel PRENAT "Séries temporelles" *Technique de l'ingénieur* te5220
- [31] Dan Istarte "Détection et reconnaissance des sons pour la surveillance médicale" Thèse de doctorat décembre 2003 Laboratoire CLIPS et TIMC Grenoble.
- [32] BASSEVILLE, M., AND BENVENISTE A., (1983)" Sequential detection of abrupt changes in the spectral characteristics of digital signals. " *IEEE Trans. Information Theory* IT-29, 709-723.
- [33] André-Obrecht R., "A New Statistical Approach for the Segmentation of Continuous Speech Signals", *IEEE Trans. ASSP*, vol.36, n°1, January 1988.
- [34] E. S. Page." Continuous Inspection Schemes. *Biometrika* ", Vol. 41:100-115, 1954.
- [35] Basseville, M., Favier, G., Smolders, A. "Détection de ruptures de modèle et applications en traitement adaptatif du signal" Onzième colloque GRETSI Juin 1987 Nice France
- [36] *Reconnaissance Automatique de la Parole*, J.P. Haton et al., Dunod
- [37] Steven F. Boll "Suppression of Acoustic Noise in Speech Using Spectral Subtraction" *IEEE TRANSACTIONS ON ACOUSTICS, SPEECH, AND SIGNAL PROCESSING*, VOL. ASSP-27, NO. 2, APRIL 1979
- [38] M. Berouti, R. Schwartz, and J. Makhoul "ENHANCEMENT OF SPEECH CORRUPTED BY ACOUSTIC NOISE" CH1370—7/7/OOQ0—O201)O.T5 ©1w79 IEEE
- [39] Y. Ephraim and D. Malah "Speech Enhancement Using a minimum Mean-squared Error Log-Spectral Amplitude Estimator " *IEEE Acoustic, speech and signal processing* Vol Assp-33 No 2 April 1985

[40] MARVIN R. SAMBUR'' Adaptive Noise Canceling for Speech Signals'' IEEE TRANSACTIONS ON ACOUSTICS, SPEECH, AND SIGNAL PROCESSING, VOL. ASSP-26, NO. 5, OCTOBER 1978

[41] D. Ghorbanzadeh, Un test de détection de rupture de la moyenne dans un modèle gaussien, Revue de Statistique Appliquée, vol. 43, 67-76, 1995.

[42] Nicolás Lopez Zuleta '' Méthodes à un seul capteur pour la déréverbération de la parole'' thèse de doctorat Télécom ParisTech 21 mai 2014

Chapitre 5 -Qualité du sommeil

5.1 Introduction

Occupant un tiers de notre vie, le sommeil est fondamental et vital pour rester en bonne santé. Une nuit est organisée en plusieurs cycles ou stades qui dépendent de l'âge de la personne : les enfants produisent plus de cycles et les personnes âgées un peu moins. En général, on distingue entre trois et six cycles. Ces différents cycles s'enchaînent dans un ordre bien défini : on s'endort en sommeil long léger, ce qu'on appelle stades 1 et 2, puis on rentre en sommeil profond, qu'on appelle stade 3, et ensuite on peut faire l'objet parfois de micro-réveils, voire d'éveils complets. Le sommeil paradoxal finit le premier cycle qui est le stade où lorsqu'on réveille le sujet, il peut nous raconter un rêve.

L'impact social et économique des troubles du sommeil

Les pathologies du sommeil sont méconnues dans notre société. Les troubles du sommeil peuvent sérieusement influencer le bien-être physique et mental ainsi que la qualité de vie des personnes âgées. Le manque de sommeil peut avoir, des effets physiques profonds, comme la fatigue, pouvant conduire à des chutes dans la journée, ainsi que des conséquences émotionnelles telles que l'irritabilité, un état dépressif et une diminution de la fonction immunitaire. Le trouble du sommeil est une pathologie qui induit et complique beaucoup d'autres maladies, comme l'hypertension artérielle (HTA), la cardiopathie, le diabète, le stress permanent. De 30 à 40% des personnes diabétiques sont atteintes par cette maladie du trouble du sommeil. Par conséquent, une personne qui ne dort pas assez, ne dort pas bien et cela va avoir un impact sur sa santé et induire des complications si elle est atteinte d'une pathologie. Par exemple le syndrome de l'apnée du sommeil, caractérisé par un arrêt du flux respiratoire durant le sommeil, peut entraîner une hypertension artérielle, le diabète et des complications cardiovasculaires (infarctus, AVC) pouvant conclure à une mort subite.

L'incidence économique sur le système de santé publique, en ce sens, se caractérise par une prescription médicamenteuse importante qui alourdi donc la prise en charge par les services sociaux.

En dehors de ces troubles du sommeil proprement dit, il semble bien, selon les chrono-biologistes (C.Gronfier [20]), que la synchronisation des horloges internes sur le rythme circadien naturel soit essentielle pour le bien-être des personnes en général et des personnes âgées en particulier car l'horloge biologique à un champ d'action très large.

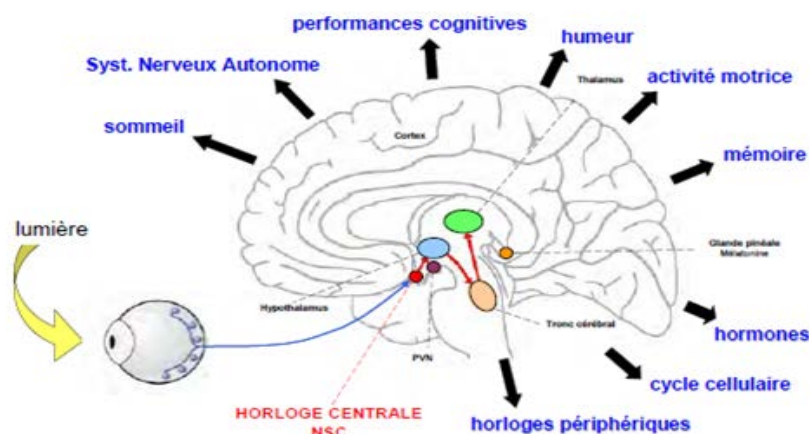


Figure 114 - Fonctions contrôlées par l'horloge biologique

Les troubles du sommeil, de l'humeur, voire du métabolisme sont induits par une désynchronisation du rythme circadien. Parmi les conséquences d'une mauvaise synchronisation [20], on retrouve :

- difficultés d'endormissement
- fragmentation du sommeil
- faible efficacité du sommeil
- troubles de la vigilance diurne
- difficultés de concentration
- trouble de mémoire
- fatigue
- troubles de l'humeur
- trouble du métabolisme (GH)
- troubles musculaires/osseux
- troubles digestifs
- troubles cardiovasculaires
- cancers
- ...

En institution l'environnement est, en première analyse, peu propice à une synchronisation « naturelle », citons :

- une prépondérance de l'éclairage artificiel de forte intensité lumineuse. Pour exemple les appliques Legrand qui respectent les prescriptions de l'AFE (Association Française de l'Eclairage) fournissent 300 lux au niveau du lit (afin d'assurer un bon éclairage en cas de soins effectués sur le lit). Comme souvent dans les locaux tertiaires, ce que les spécialistes appellent un FLJ (Facteur de Lumière du Jour) est très faible. En tous cas assurément beaucoup plus faible que dans une maison.

- en institutions, l'activité sociale des personnes âgées est très limitée. La prise en charge de ces personnes âgées par les aidants réduit leurs activités qui est susceptible de leur permettre de se synchroniser sur l'alternance nuit / jour. (sortir dehors pour ouvrir les volets, aller en course, au courrier, préparer son petit-déjeuner, ...)
- des bâtiments qui, pour des raisons économiques et énergétiques, ont des ouvrants de plus en plus réduits en taille
- un vieillissement du cristallin qui se traduit par une altération de la perception des couleurs prépondérantes dans les mécanismes de gestion de la mélanopsine

5.2 Etat de l'art sur les systèmes d'évaluation de la qualité du sommeil

Peu d'investigations ont été menées par les laboratoires de recherche sur le suivi du sommeil du patient. Néanmoins, on trouve des systèmes qui ont été expérimentés par des chercheurs afin d'évaluer la qualité du sommeil de la personne suivie.

Par exemple, Seiji HATA et al. ont développé un système de supervision du patient dans son lit pour détecter des situations de détresse. Ce dispositif optique est un système non-intrusif concernant la vie privée du patient. Il repose sur la projection de faisceaux lumineux infrarouges pour détecter la respiration humaine. Le système peut donc distinguer une respiration ordinaire d'une respiration profonde. Ce dispositif analyse le changement de la respiration humaine et détecte les pics de la courbe de respiration. Les intervalles entre ces pics sont examinés, par rapport à un modèle cyclique qui permet d'indiquer si la personne est en état normal ou bien anormal, ce qui déclenche alors un avertissement.

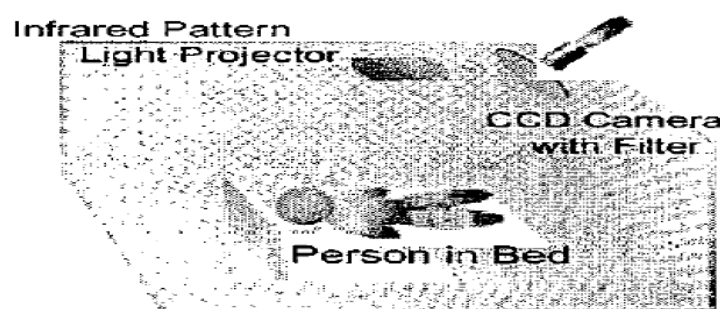


Figure 115 -Utilisation d'une caméra CCD pour suivre la respiration et détecter les anomalies

Par ailleurs, E.B. Thoman et al. ont utilisé un capteur de pression pour estimer et évaluer les mouvements de la personne dans son lit et en déduire la qualité de son sommeil pendant la nuit [2]. En revanche, Y. Hayato et al. ont utilisé un capteur de pression combiné avec un capteur ultrasonore afin de détecter la chute du patient de son lit [3].

On peut aussi signaler les travaux de A. Sadeh et al.. Ils ont exploité l'actographie afin de mesurer l'activité corporelle du sujet. Leur système repose sur un accéléromètre pour évaluer les mouvements de la personne dans son lit. L'exploitation des données issues de ce système, malgré ses limites, permet de détecter quelques particularités comme par exemple l'insomnie, et le désordre des horaires de coucher et du lever du patient [4].

Quant à J. M. Choi et al., ils se sont servis des capteurs de mouvements -les capteurs pyro-électriques- pour évaluer la qualité du sommeil de la personne observée [8]. Ce dispositif permet l'évaluation de la qualité du sommeil du patient à partir de ses mouvements répétés. Cette étude a démontré que les capteurs pyro-électriques peuvent être exploités pour une évaluation non-intrusive.

Par ailleurs, Tamura et al. ont exploité la température du lit pour suivre et évaluer la qualité du sommeil. A partir des changements et déviation de la température du lit mesurée par la thermistance [5], on en déduit les mouvements de la personne. La thermistance est fixée au lit à hauteur de la taille du patient.

Ce système utilisé par Tamura comporte une thermistance et un logiciel d'enregistrement de données, le dispositif de mesure est installé dans le lit mais la température - ambiante - de la pièce est mesurée par des capteurs additionnels. Ce système a été comparé à un système basé sur la mesure de l'ECG. La comparaison entre le changement de la température et l'ECG - qui est considéré comme le système le plus fiable pour le monitoring du sommeil [6][7] - a mis en évidence une certaine corrélation entre ces deux grandeurs. Ce qui nous amène à considérer que le suivi de la température de la personne peut permettre de détecter des situations anormales quand la personne est allongée dans son lit.

Cette étude caractérise le potentiel d'utilisation de la température du lit pour superviser et évaluer la qualité du sommeil de la personne dans son lit.

5.2.1 Approches subjectives d'évaluation de la qualité du sommeil

Afin d'estimer et de mieux apprécier l'origine et l'importance des troubles du sommeil, on retrouve plusieurs questionnaires utilisés par des laboratoires du sommeil. Parmi ces questionnaires, le PSQI (*Pittsburgh Sleep Quality Index*) mis en œuvre par l'université de Pittsburgh en est le plus emblématique [19].

Indice de la qualité du sommeil de Pittsburgh (PSQI)

Il s'agit d'un ensemble de questions relatives aux troubles du sommeil. Ce questionnaire est composé de dix neuf questions d'auto-évaluation et de cinq questions posées au conjoint ou au colocataire qui est capable de donner des précisions sur le sommeil du patient. Afin d'élaborer l'indice d'évaluation du sommeil, on exploite uniquement les réponses aux dix neuf questions d'auto-évaluation. Les quinze premières questions ont pour but d'examiner la fréquence du trouble du sommeil et sa qualité subjective. Les quatre dernières renseignent sur les heures du coucher, celles du réveil, la latence et la durée du sommeil. Ainsi, le questionnaire comporte sept parties : la qualité subjective du sommeil, la latence du sommeil, la durée du sommeil, l'efficacité du sommeil, les troubles du sommeil, le type de

médicaments consommés et les dysfonctionnements diurnes. Chaque partie est notée de 0 (pas de difficulté) à 3 (difficulté sévère). La somme des notes des sept parties donne une note globale comprise entre 0 et 21. Selon les concepteurs de cet outil PSQI, une note supérieure à 5 signifie l'existence d'un problème du sommeil. L'interrogatoire du patient dure de cinq à dix minutes.

Les cinq questions, posées au conjoint concernant le trouble du sommeil du patient, sont seulement utiles pour l'examen clinique.

Il existe d'autres types de questionnaire tels que :

- Le questionnaire des troubles du sommeil de l'Hôtel-Dieu
- L'échelle de somnolence d'Epworth
- Le questionnaire de Vis-Morgen
- Le questionnaire de sommeil de Spiegel
- Le test de Ford sur l'insomnie en réponse au stress

5.2.2 Appareillages Professionnels : solutions commerciales pour la mesure de la qualité du sommeil

Afin de quantifier la sévérité des troubles respiratoires perturbant le sommeil et de confirmer le diagnostic d'apnée, les laboratoires dédiés sont équipés de plusieurs capteurs permettant d'enregistrer différentes variables physiologiques. L'enregistrement de ces paramètres physiologiques est appelé *polysomnographie* et requiert que les patients arrivent au laboratoire vers 17h et restent jusqu'au lendemain. La préparation du dormeur se déroule dans la salle commune durant près de trente minutes. Une infirmière spécialiste en électrophysiologie s'active à coller des électrodes sur les jambes du patient afin de mesurer leurs mouvements, d'autres électrodes sont placés sur le cuir chevelu, le menton et autour des yeux du patient. Elles ont pour objet de suivre respectivement l'activité électrique du cerveau, les variations du tonus musculaire ainsi que les mouvements des globes oculaires - lors d'une phase de sommeil paradoxal : des mouvements oculaires rapides peuvent être observés pendant le rêve tandis qu'à l'endormissement des mouvements oculaires très lents sont visibles -. Des capteurs permettant d'étudier la respiration sont également fixés sur la personne. Les ronflements sont enregistrés grâce à un microphone placé autour du cou. L'enregistrement vidéo commence à l'extinction de la lumière de la chambre. Vers 7h00 du matin, l'aide soignante réveille le patient afin de retirer toutes les électrodes pour ensuite procéder à l'examen du sommeil.

L'objectif du dispositif est donc d'établir un graphique appelé hypnogramme pour mettre en évidence les différents cycles et stades du sommeil. Un tel appareillage met en évidence des signes pouvant indiquer que la personne est atteinte d'un trouble du sommeil tel que :

- ronflement très fort la nuit,
- somnolence même si la personne a dormi longtemps, arrêt de la respiration durant son sommeil.

- s'il en est atteint, le patient devra recourir à l'utilisation d'un appareil - la ventilation en pression positive continue PPC - qui envoie l'air sous pression la nuit dans la gorge afin d'écarter les parois du larynx pour mieux respirer.

5.2.3 Appareillage grand public

Il existe sur le marché plusieurs appareillages commercialisés. Ces appareillages sont à la disposition du consommateur. D'autres sont en cours de développement. Parmi ces appareils commercialisés ou non nous retrouvons les dispositifs suivants:

Système Actigraphie

Actigraphie est un instrument permettant d'enregistrer la signature des mouvements du patient sur une période de temps donnée. Le dispositif utilise un petit appareil fixé au poignet ou sur la jambe du patient. Ce système s'appuie sur la détection de mouvements afin d'identifier les phases du sommeil et de réveil de la personne. L'appareil est relativement cher, il coûte environ 1000 dollars. Pratiquement, l'exploitation des données enregistrées et leur interprétation, en termes de sommeil calme ou agité, est longue. Par conséquent, les essais cliniques à grande échelle avec un tel dispositif restent limités.

Système Withings

Le bracelet *Withings Pulse* est équipé de capteurs permettant de suivre l'activité de la personne. Ces capteurs mesurent le rythme cardiaque, l'oxymétrie du pouls c'est à dire la saturation en oxygène dans le sang, les calories dépensées, le nombre de pas, les dénivelés et le nombre de kilomètres parcourus. Néanmoins, ce système évalue aussi la qualité du sommeil en spécifiant les différents cycles et la durée du sommeil.

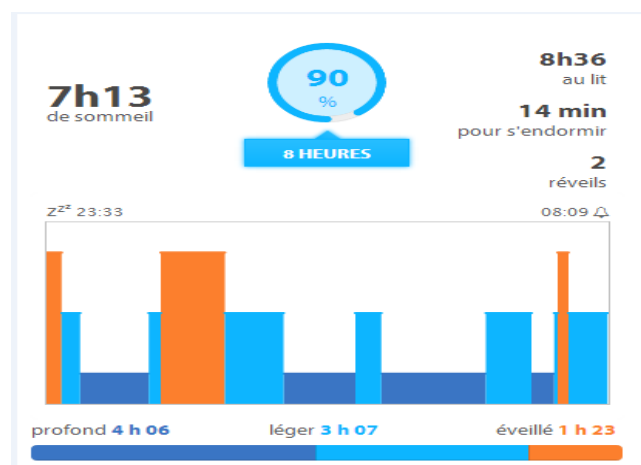


Figure 116 -Interface du logiciel commun pour tous les appareils Withings

Il existe un système *Withings AURA* qui viens d'être commercialisé mais seulement en version iPhone. Ce dispositif s'appuie sur une combinaison d'une lampe de chevet intelligente dotée de LEDs multicolores couplées à un capteur de sommeil placé sous les draps du lit qui suit les mouvements du corps, le rythme cardiaque et la respiration du patient. La lampe de chevet suit le niveau de bruit, la

température et la luminosité ambiante. L'éclairage par LED est optimisé pour générer la sécrétion de mélatonine qui favorise l'endormissement. Les sons produits par ce système facilitent aussi l'endormissement. En utilisant la technologie de communication bluetooth, toutes les données recueillies sont transmises au téléphone mobile afin de les afficher sous forme d'un tableau de bord.



Figure 117 -Système Withings Aura

Système IntelClinic

Le groupe polonais IntelClinic a développé un masque qui permet d'estimer la qualité du sommeil. Ce système exploite les ondes cérébrales enregistrées pendant le sommeil. Les signaux EEG sont utilisés également pour identifier les différentes phases et les différents cycles du sommeil (léger, lent et paradoxal).

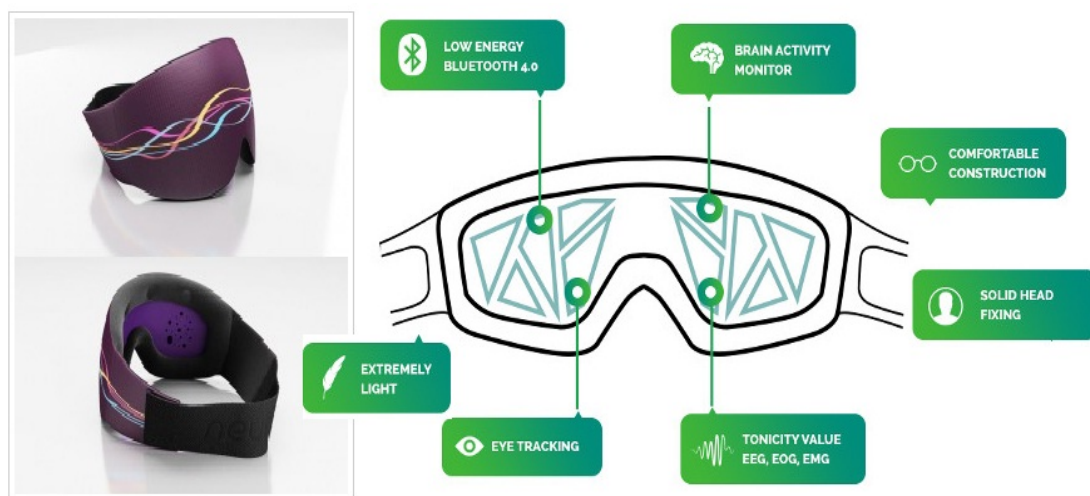


Figure 118 -Système IntelClinic

Système Beddit

Beddit est un système moins intrusif par rapport aux systèmes décrits précédemment. C'est un dispositif à base d'un capteur piézoélectrique qui s'installe sous les draps. Afin d'estimer la qualité du

sommeil, le système s'appuie sur la détection de mouvements, la respiration, le rythme cardiaque et le bruit ambiant pour en distinguer les ronflements. Les données sont envoyées à un téléphone mobile pour les présenter sous forme de courbes et d'histogrammes comme cela est représenté en Figure 119.



Figure 119 -Système Beddit

Système Remee et Aurora

Remee propose un masque à six LEDs rouges, qui distingue les périodes de sommeil profond des phases de sommeil paradoxal. Par ailleurs, la startup **Aurora** est sur le même créneau en proposant un masque qui enregistre les ondes cérébrales (EEG) émises par le cerveau ainsi que les mouvements des yeux afin de classifier les différentes périodes et phases du sommeil.

Système Medica

Comme **Withings** et **Aurora**, **Medica** propose un dispositif qui s'installe sous les draps. Le système s'appuie sur la détection de mouvements et utilise les données du rythme cardiaque afin d'évaluer la qualité du sommeil.

Système Newborn Baby

Ce système, destiné aux nouveaux nés, sert à détecter les apnées du sommeil. Ce dispositif comporte un capteur qui s'installe sous le lit. Ce système s'appuie sur la détection des mouvements du bébé afin d'estimer la qualité de son sommeil.

5.3 Choix d'un capteur à base de thermopile fixé à distance du patient

Sachant que le suivi de l'ECG est considéré dans la littérature [6][7] comme un moyen robuste pour évaluer la qualité du sommeil du patient, l'étude effectuée par l'équipe japonaise, Tamura et al., a été le point de départ pour nos recherches. La corrélation constatée entre les changements de la température du lit et l'ECG, nous a permis de conclure que le suivi de la température du lit est un moyen assez fiable pour superviser le sommeil du patient. En revanche, le système de mesure de température utilisé par Tamura et al est un dispositif contraignant et moins facile à mettre en œuvre, du fait que le capteur de mesure de température soit fixé au lit au niveau de la taille de la personne. Par

conséquent, l'utilisation d'une thermopile à distance afin de mesurer la température du lit est un moyen moins astreignant. Notre choix s'est donc porté sur ce type de capteur. C'est un détecteur qui permet de comparer la température ambiante et la température rayonnée dans le champ de vision du capteur, en l'occurrence le lit du patient.

Les avantages de notre système par rapport aux dispositifs existants sont les suivants :

- Un capteur passif, moins cher qui s'intègre facilement dans l'installation électrique, il est donc non-intrusif.
- Un capteur sans contact caractérisé par une durée de vie importante par rapport au capteur avec contact : par exemple les capteurs fixés sur le lit.
- Un détecteur de sommeil en mode veille permanent à la différence d'autres systèmes qui nécessitent une activation manuelle.
- Capteur multifonctions et multimodal :
 - Ce capteur thermique permet de détecter la présence d'un tiers dans la chambre : la ronde de nuit.
 - Détection d'un profil ADL (Activity of Daily Living) du résident.

5.4 Nouvelle approche d'évaluation de la qualité du sommeil fondée sur un mono-capteur d'alitement

Notre approche s'appuie sur un capteur thermique infrarouge à base de thermocouple. Ce capteur thermique appelé capteur d'alitement est intégré dans l'installation électrique du lieu de vie de la personne par exemple une chambre d'EHPAD. Le capteur est fixé au dessus du lit au niveau du mur. Son installation a été effectuée initialement dans une chambre de l'EHPAD d'Ambazac.

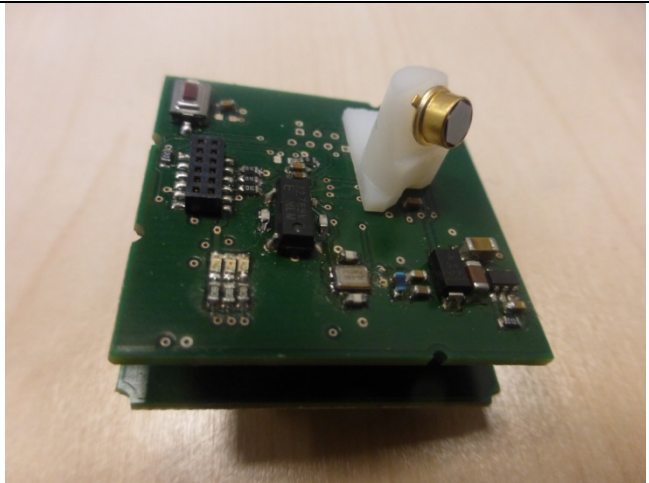


Figure 120 -Intégration du capteur d'alitement dans l'installation électrique dans une chambre d'EHPAD d'Ambazac

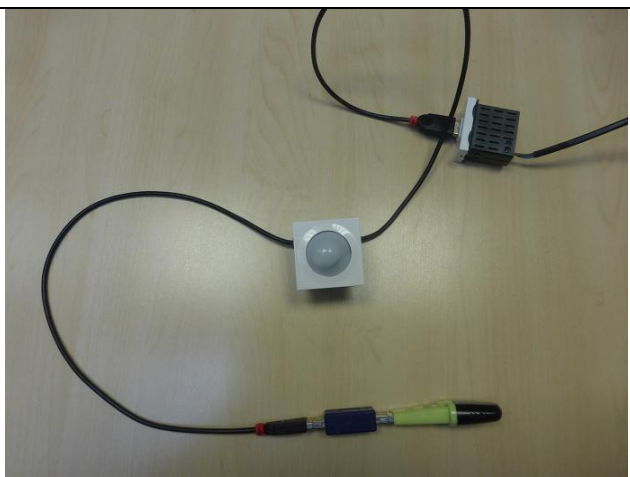
Ensuite, nous avons installé le même type de capteur thermique (le capteur d'alitement) dans une chambre du service des explorations fonctionnelles neurologiques du CHU de Limoges, pour enregistrer des signaux thermiques synchronisés avec les hypnogrammes afin d'étiqueter la base de données et qualifier le capteur d'alitement.

Les PCB du détecteur, sur son support, le capteur thermopile.

L'orientation du support est définie pour qu'il vise le lit.


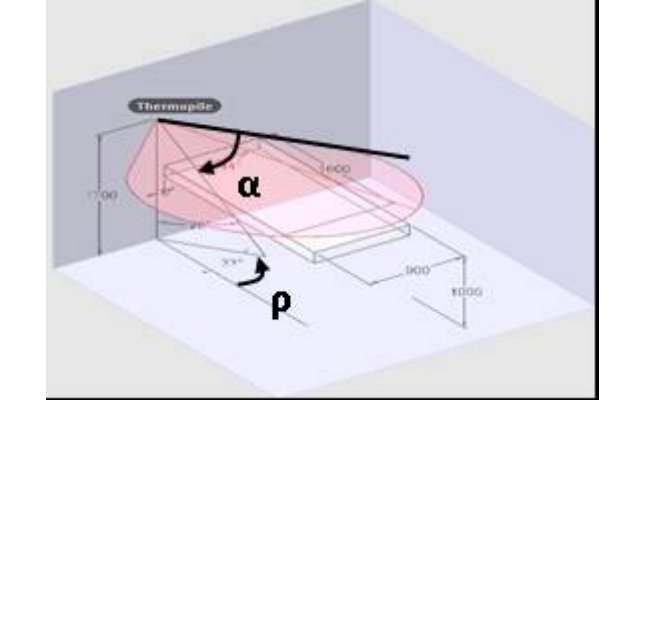


Le détecteur intégré dans un boîtier standard Mosaic. Le détecteur est alimenté en TBTS (très basse tension) par un boîtier externe. L'enregistrement de mesures (température cible et température composant) cadencées à 250 ms se fait sur une clé USB.



Le détecteur intégré dans les équipements de la chambre



<p>Une chambre du service des explorations fonctionnelles neurologiques du CHU de Limoges.</p>	
<p>Les angles de vision du capteur d'alitement</p> <p>$\alpha = 62^\circ$</p> <p>Dans le plan vertical, α représente l'angle par rapport à l'horizontal.</p> <p>$\rho = 33^\circ$</p> <p>ρ représente l'angle de rotation par rapport à l'axe vertical</p>	

5.5Exploration d'algorithmes avec une base de données "non-labélisée" de sommeil.

Nous avons mis en œuvre la méthode SAX, décrite dans le chapitre précédent, pour segmenter les signaux thermiques produits par notre capteur d'alitement dans la chambre 102 de l'EPHAD d'Ambazac. La Figure 121 ci-dessous montre le résultat obtenu avec la méthode SAX qui utilise un calcul classique de la variance pour segmenter le signal.

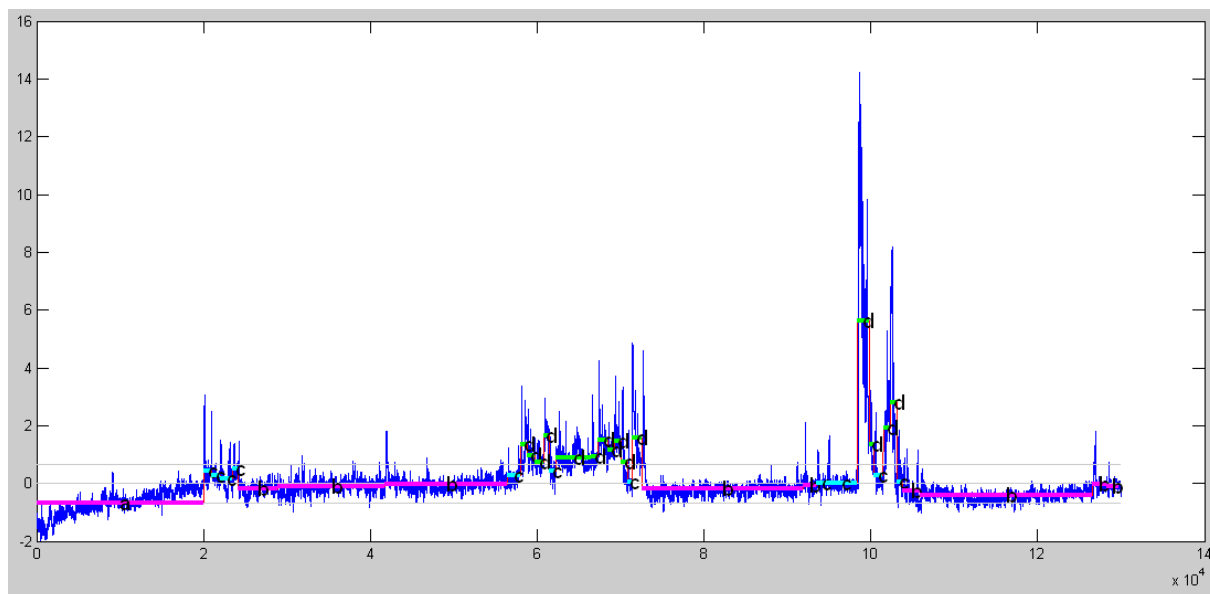


Figure 121 -Le signal segmenté par la méthode SAX à fenêtre variable

Chaque segment est caractérisé par trois variables :

- le niveau de segment "NIV" par rapport à l'ensemble des segments d'un signal enregistré pendant une nuit,
- la durée de chaque segment "D"
- la variance des mesures que comporte le segment "Var".

En terme pratique, nous remplaçons les lettres correspondant aux niveaux du signal par des nombres entiers. Nous considérons le même nombre de niveaux que celui choisi pour la classification du lever (cf. chapitre 4).

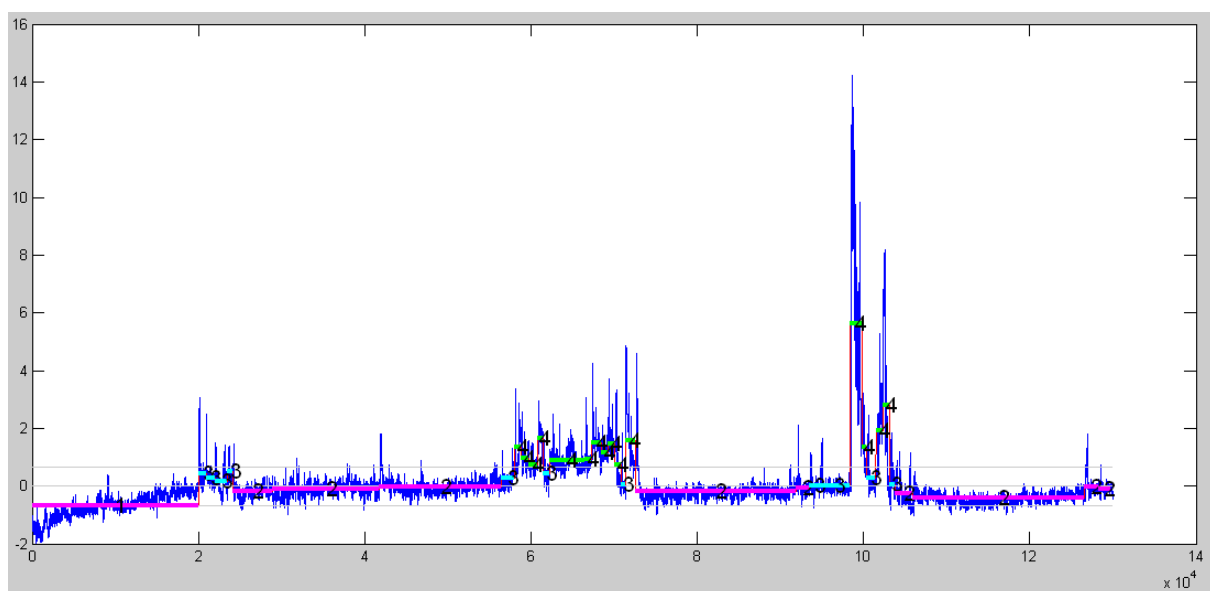


Figure 122 -Substitution des symboles alphabétiques par des symboles numériques

Dans un second temps, nous remplaçons aussi les lettres par la moyenne de chaque segment

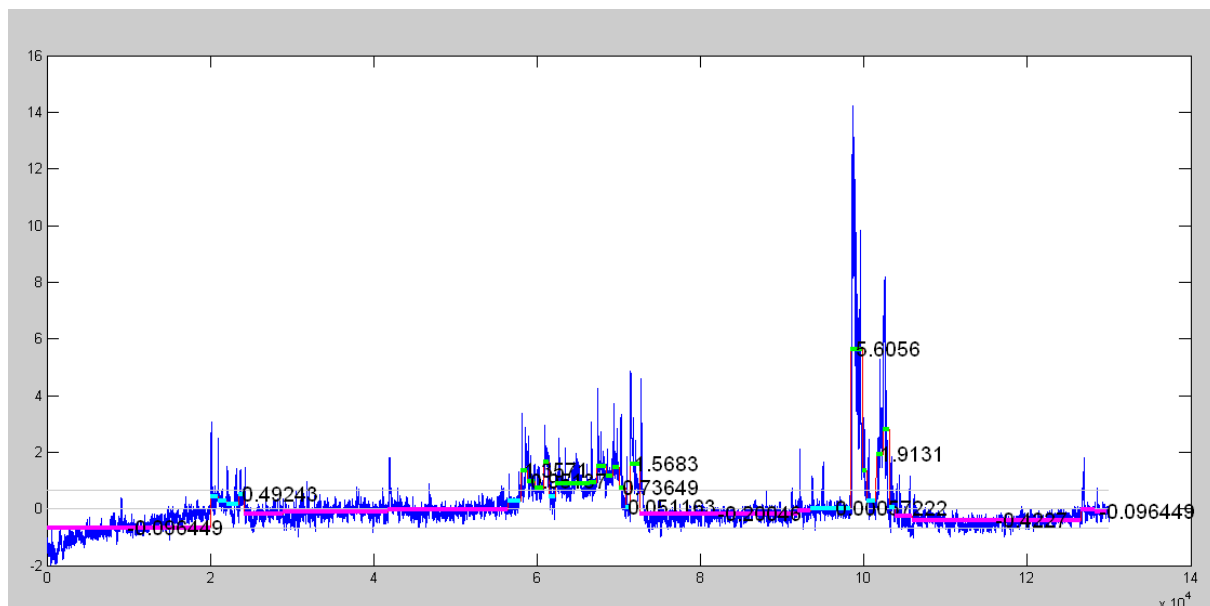


Figure 123 - Substitution des symboles alphabétiques par la moyenne de chaque segment

La base de données enregistrée à l'EHPAD d'Ambazac n'est pas étiquetée car nous ne disposons pas d'enregistrement vidéo permettant de connaître la réalité du terrain. En conséquence, nous nous attacherons à explorer des modèles de reconnaissance des formes non-supervisés. Parmi ces modèles, nous avons retenu le modèle des cartes auto-organisatrices appelé cartes de Kohonen.

5.6 Choix de la représentation des observations

Dans la première représentation de données proposée sur la Figure 124, les observations, caractérisées par le niveau du segment, sa durée et la variance, sont projetées sur les quatre niveaux choisis à l'entrée de l'algorithme SAX. La projection des observations sur ces quatre niveaux entraîne alors une perte d'information. Par conséquent, nous avons opté pour la deuxième représentation des données qui consiste en la projection des observations caractérisées par la moyenne du segment, sa durée et la variance (voir la Figure 125).

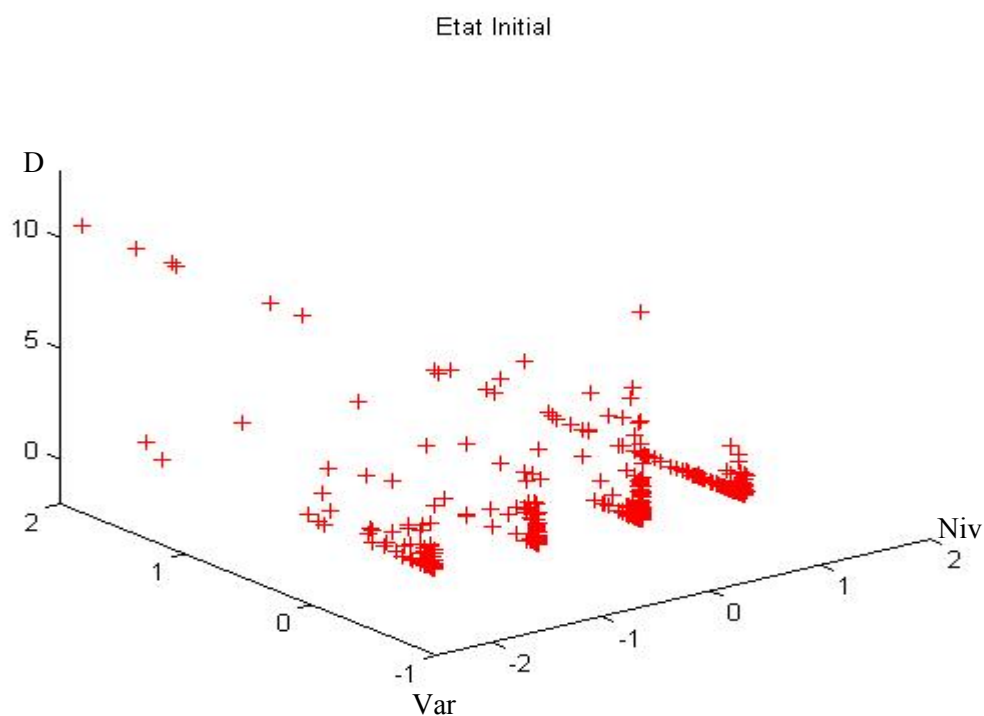


Figure 124 -La distribution des observations caractérisées par le niveau, la durée et variance

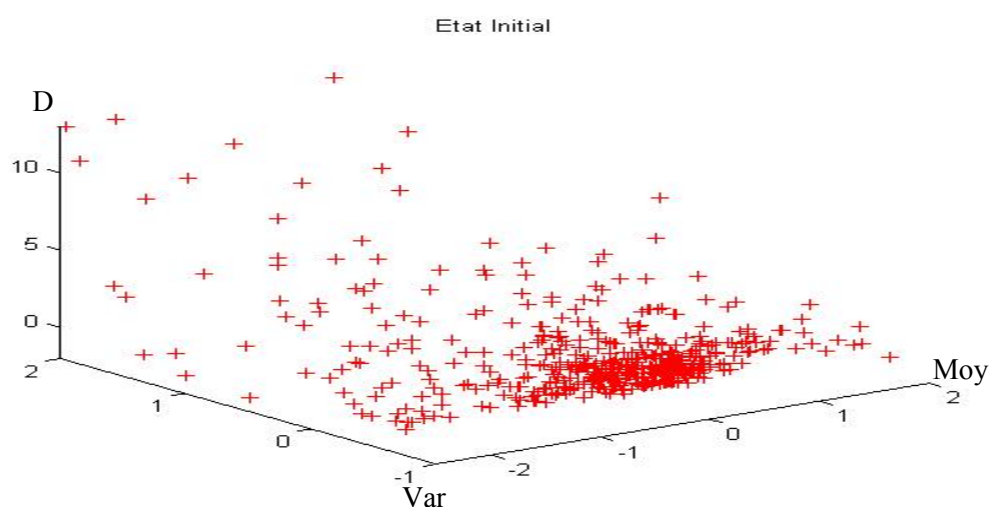


Figure 125 -La distribution des observations caractérisées par la moyenne, la durée et variance

5.7 Clustering avec les cartes de Kohonen

Dans notre cas d'application, la labellisation des bases de données est un processus long et difficile voir imprécis, car nous ne disposons pas d'un enregistrement vidéo. Ce qui nous amène vers des méthodes d'apprentissage non-supervisé. Parmi ces méthodes d'apprentissage non-supervisé (K-moyennes, K-médoïds, Cartes auto-organisatrices,...) nous avons choisis d'évaluer les cartes de Kohonen (cartes auto-organisatrices) parce qu'elles permettent une représentation graphique des données, ce qui simplifie l'évaluation.

Afin d'identifier les différents groupements que comporte notre base de données, nous avons commencé par l'utilisation d'une carte topologique 2D de 10x10 neurones avec un maillage hexagonal.

La première étape consiste à initialiser la carte. L'initialisation du système de référents de la carte s'appuie sur une fonction linéaire.

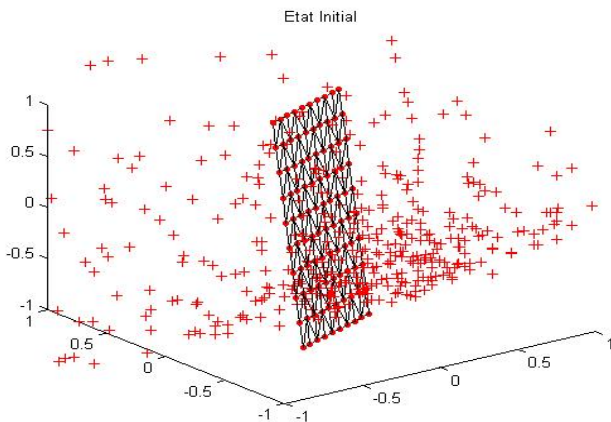


Figure 126 -Initialisation linéaire de la carte auto-organisatrice

Comme l'algorithme d'apprentissage s'appuie sur le calcul de la distance Euclidienne, l'échelle des variables est très importante dans le processus de détermination du système des référents de la carte. Si la gamme des valeurs de certaines variables est beaucoup plus grande que les autres variables, ces variables auront une forte influence sur l'estimation du système des référents de la carte. Pour cela les valeurs des variables décrivant les observations doivent être normalisées.

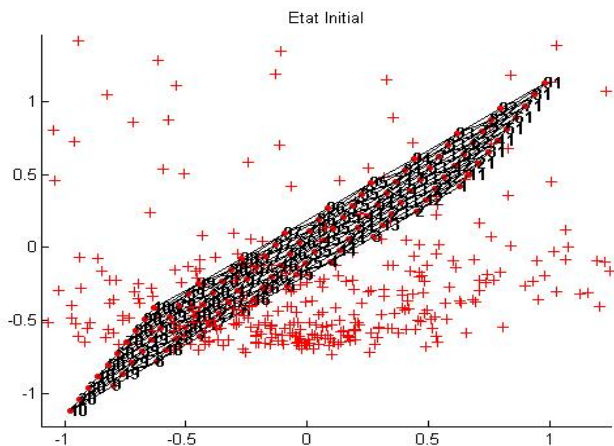


Figure 127 -Numérotation des neurones de la carte auto-organisatrice

Par convention, les neurones sont numérotés à partir de 1, de haut en bas, et de gauche à droite (voir la Figure 127 ci-dessus). Nous conservons cette convention par la suite .

En s'appuyant sur l'algorithme Batch à T variables, décrit en annexe, nous effectuons l'apprentissage de la carte. Celui-ci se fait en deux phases: la première phase avec une variation rapide de la température, puis la seconde étape se fait avec une variation fine de la température.

Le système de référents est mis à jour à chaque itération d'apprentissage, ainsi que l'erreur de quantification. Chaque référent capte un certain nombre d'observations.

Nous avons fait le choix d'utiliser un algorithme d'apprentissage à T variables, puisqu'on s'est aperçu, qu'une valeur élevée de T favorisait un certain ordonnancement de la carte mais que cette dernière ne parvenait pas à se déployer sur l'ensemble des données; a contrario, le choix d'une petite valeur permet le déploiement de la carte sur les observations mais la carte obtenue n'est pas bien ordonnée. Pour répondre à cet antagonisme, la procédure que nous avons utilisée, consiste à initialiser la température T à une valeur élevée, favorisant ainsi l'apparition de l'ordre, puis à la faire décroître progressivement au cours des itérations de minimisation permettant à la carte de recouvrir peu à peu la distribution réelle de la carte.

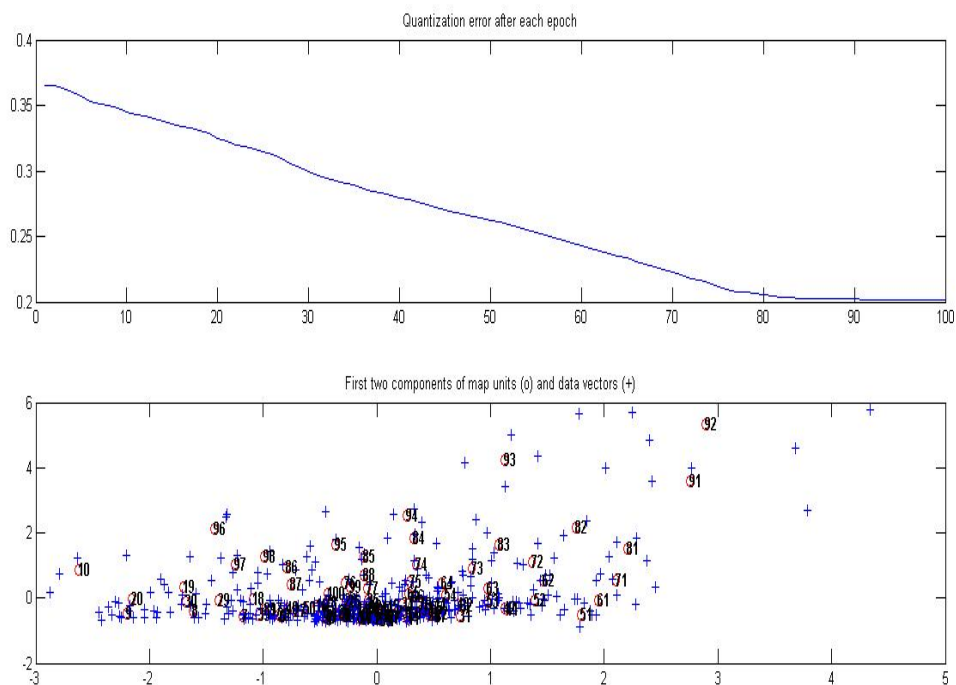


Figure 128 -Apprentissage de la carte auto-organisatrice 10x10

Il n'existe malheureusement pas de règle qui nous assure que l'ordre obtenu soit parfaitement adéquat. Certains indicateurs de qualité (ou mesure de résolution) définis par la distance moyenne des données à leurs référents "q", ou une mesure de la préservation de la topologie appelée erreur topologique "t" qui correspond à la proportion des observations pour lesquelles les deux référents les plus proches ne correspondent pas à des neurones (ou unités) adjacents sur la carte. Ces indicateurs sont d'une interprétation délicate et une démarche empirique de validation reste recommandée avant d'interpréter et d'utiliser les résultats définitivement.

Pour chaque apprentissage, nous donnons à titre indicatif ces deux valeurs : “q” et “t”.

Il est à noter que les meilleurs résultats peuvent être obtenus avec un nombre de neurones surdimensionné par rapport aux données, cependant, cette situation extrême ne permet pas alors de réduire l’information qui est l’un des buts de la quantification par carte.

5.7.1 Visualisation de la carte auto-organisatrice obtenue par l’apprentissage

Outre une représentation de la carte sous forme de grille, il est d’usage de la représenter par des formes géométriques qui représentent les neurones (hexagones). Ces formes sont disposées côte à côte. Les côtés adjacents représentent les liens de voisinage qui pouvait exister entre neurones. Chaque neurone (hexagone) est associé à un vecteur prototype appelé référent. A la fin de l’apprentissage de la carte, les neurones voisins sont associés à des vecteurs référents similaires.

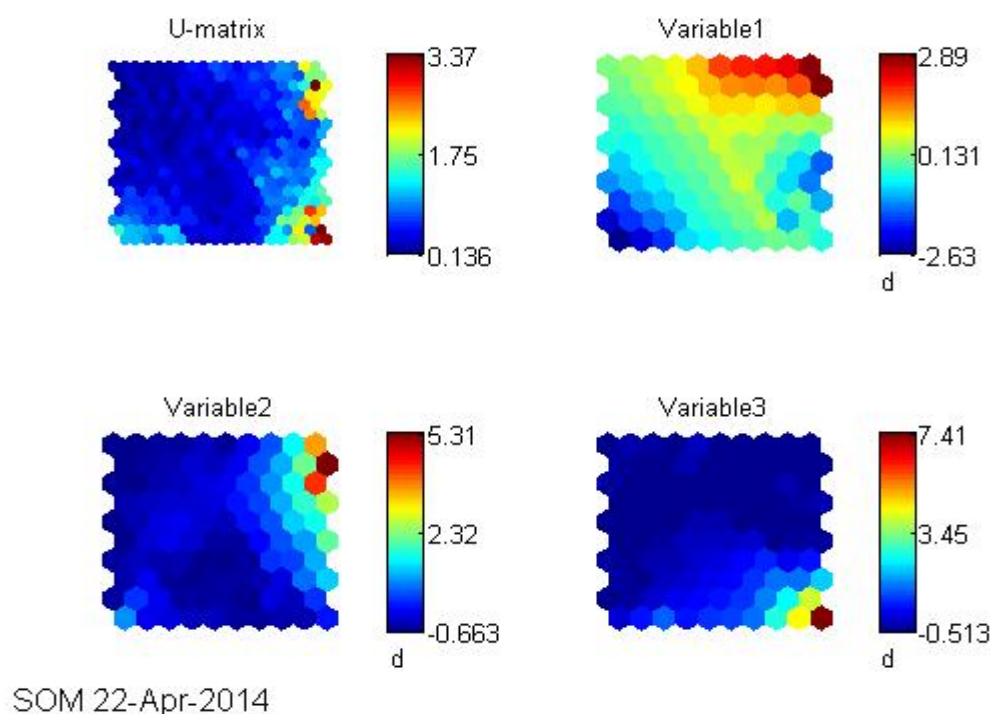


Figure 129 -Visualisation de l’U-Matrice et les trois composantes correspondant aux variables explicatives : la moyenne, la variance et la durée.

5.7.2 Représentation des composantes de la carte

Le but des cartes auto-organisatrices étant une projection des observations sur un espace de faible dimension, il est logique, dans la pratique, d’interpréter directement, sur la représentation de la carte, les résultats de cette projection.

La carte est représentée par chacune des composantes étudiées ; ici nous n’avons que trois variables : la moyenne, la variance et la durée (nombre de points constituant le segment). La présentation de la carte par ses composantes permet ainsi de visualiser les valeurs des variables de chaque vecteur

réfèrent associé à un neurone de la carte. La valeur de la variable du réfèrent est indiquée par la couleur du neurone associé.

5.7.3 Représentation de la carte par U-Matrice

La première carte colorée à droite sur la Figure 129 est appelée U-matrice. Cette carte est une matrice de distances permettant d'afficher les distances entre les neurones voisins et, ainsi, elle visualise les regroupements de neurones sur la carte : elle permet donc d'identifier les différents "clusters" d'observations que la base de données étudiée comporte.

Utilisant une échelle de couleur, U-matrice visualise les distances entre les neurones voisins ainsi que la distance médiane de chaque neurone par rapport à l'ensemble de ses voisins. Pour cela, la représentation U-matrice nécessite plus de pavés hexagonaux que la visualisation des cartes qui représentent les composantes et les variables caractérisant le système des réfèrents W .

Des valeurs élevées contenues dans l'U-matrice signifient une grande distance entre les neurones voisins de la carte, et indiquent ainsi les frontières des clusters. Les clusters sont généralement des zones uniformes de faibles valeurs.

Nous remarquons sur l'U-matrice, de la Figure 129, la présence d'une grande zone bleue, ce qui signifie le rapprochement et le regroupement d'une grande partie des neurones. En termes de distance Euclidienne, cela est dû à la similarité des observations représentées par le regroupement de neurones et le rapprochement de leurs réfèrents associés. Par conséquent, nous décidons de réduire le nombre de neurones de la carte et de choisir une carte comportant un nombre de neurones inférieur à 10×10 .

Comme nous ne cherchons à distinguer que deux classes : sommeil calme et sommeil agité, nous avons cherché à former deux groupes d'observations similaires : plusieurs tailles de cartes ont été testées et la carte la plus représentative avec le moins de neurones possibles a été sélectionnée. Nous avons opté pour la diminution de la taille de la carte même si cela engendre une erreur de quantification plus importante car nous cherchons à différencier seulement deux classes possibles.

5.7.4 Apprentissage de la carte

Nous avons utilisé une carte de dimension 2 comportant 3×3 neurones. Afin d'estimer le système des réfèrents du modèle, nous avons utilisé l'algorithme Batch à T variables pour l'apprentissage de la carte. Comme nous l'avons fait pour la carte 10×10 , l'apprentissage se fait en deux phases:

- la première avec une variation rapide de la température,
- puis, la seconde étape se fait avec une variation fine de la température.

Le résultat de l'apprentissage est donné en Figure 130 où nous apprécions la convergence de l'erreur de quantification minimisée et la répartition des neurones de la carte.

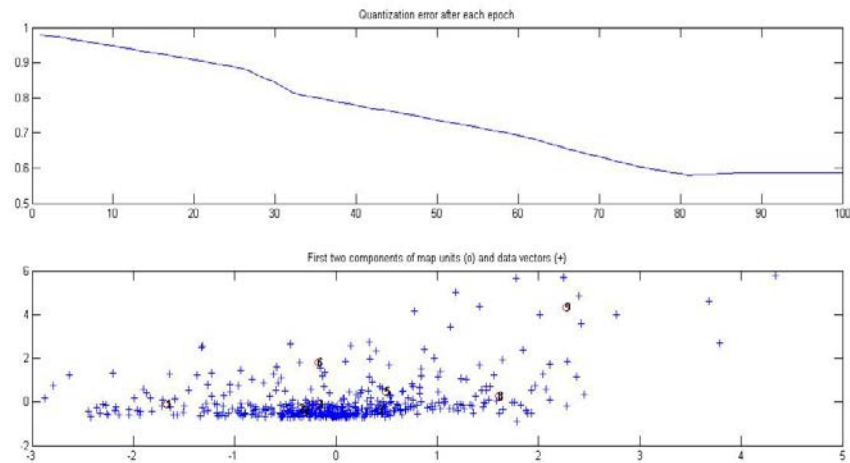


Figure 130 -Apprentissage de la carte auto-organisatrice 3x3 où sont représentées l'erreur de quantification q et la conservation de la topologie t

$q = 0.5867$

- q qui représente la valeur de quantification est supérieure à celle estimée précédemment avec la carte 10x10 mais cela ne signifie pas nécessairement que les paramètres du modèle sont mal estimés, puisque la carte est bien déployée et recouvre le nuage de données.

$t = 0.0356$

- t reflète la conservation de la topologie car sur la Figure 130 on voit que les neurones voisins se sont rapprochés : regroupements de données voisins.

La Figure 131 ci-dessous illustre la représentation de l'U-matrice et celle de la carte à travers ses trois composantes que l'on rappelle :

- la variable 1 correspond à la moyenne du segment,
- la variable 2 correspond à la variance des mesures constituant le segment
- la variable 3 représente la durée du segment.

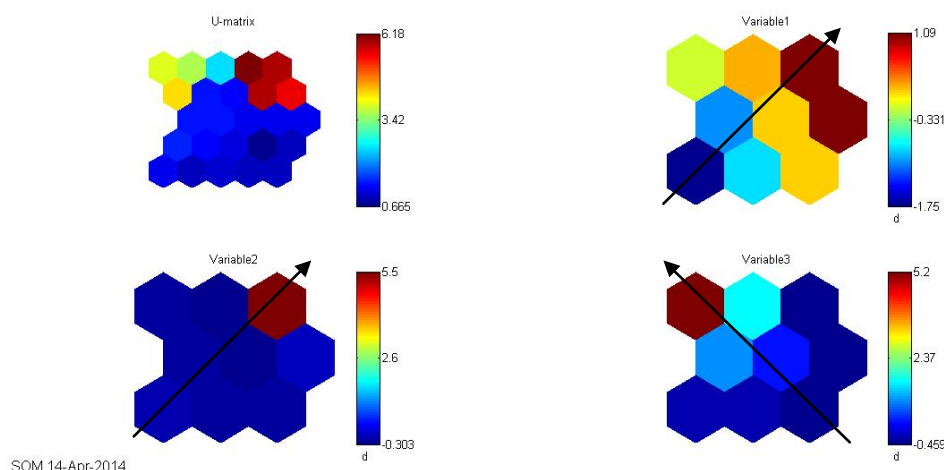


Figure 131 -Visualisation de l'U-Matrice et les trois composantes correspondant aux variables explicatives

Il est intéressant de remarquer que lorsque la carte s'est correctement déployée sur les observations, ce qui est le cas dans la Figure 131, les valeurs des neurones se répartissent suivant un axe. Par exemple, relativement à la composante "Variable 1", qui correspond à la moyenne de chaque segment, la carte présente des valeurs qui sont faibles en bas à gauche et qui augmentent selon une diagonale. Nous retrouvons la même répartition des valeurs des neurones pour la composante "Variable 2" qui correspond à la variance de l'ensemble des points constituant le segment. En revanche, pour ce qui concerne la répartition des valeurs des neurones de la composante "Variable 3", qui correspond à la durée de chaque segment, la carte présente des valeurs qui sont faibles en bas à droite et qui augmentent selon une diagonale.

Le fait que les composantes des zones voisines changent de valeur progressivement démontre que la carte est bien déployée donc l'apprentissage a réussi. Elles contiennent l'information sur les corrélations qui existent entre les variables caractérisant les observations. La comparaison de l'ordre de répartition des valeurs des neurones qui apparaît pour les deux dernières composantes, en l'occurrence la composante "Variable2" et la composante "Variable 3", montre que plus la durée du segment est courte, plus la variance des points constituant le segment est importante, et que plus la durée du segment est longue, plus la variance des points constituant le segment est faible. Cela paraît logique, puisque, plus la durée du segment est longue plus la probabilité que la personne soit dans une phase du sommeil profond est forte, et lorsque la personne est dans une phase de sommeil profond, elle ne bouge plus donc perturbe moins les mesures enregistrées par le capteur d'alitement.

5.7.5 Différentiation des clusters sur la carte

Afin de déterminer le nombre de "clusters" et d'identifier les différents regroupements des observations sur la carte, nous nous appuyons sur la représentation de l'U-matrice dans la Figure 132. Comme nous l'avons fait pour la présentation des trois composantes de la carte, les neurones sont représentés par deux chiffres, le premier est l'indice du neurone et le second correspond au nombre d'observations qu'il a captées. La couleur des hexagones affichés sans aucun chiffre nous indique les

distances entre les neurones de la carte. La barre de couleur nous permet de lire les valeurs des composantes de chaque référent associé à chaque neurone et les distances entre les neurones.

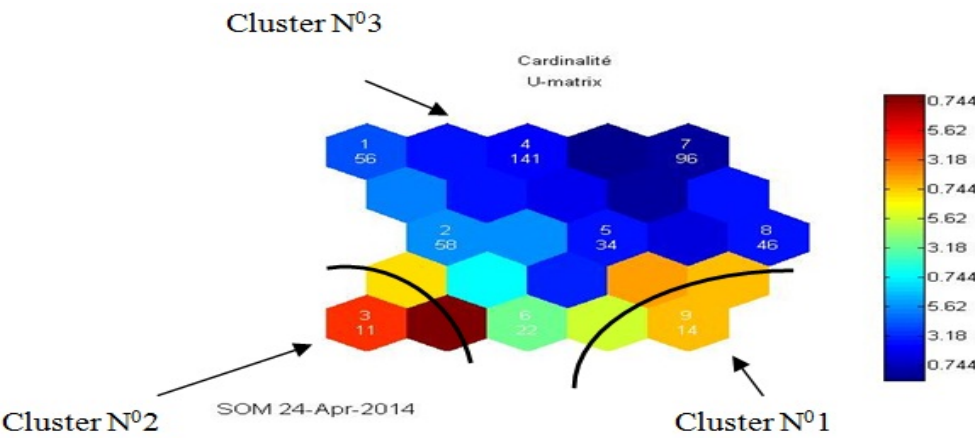


Figure 132 -Visualisation de l’U-Matrice

Comme nous l’avons déjà expliqué, les distances importantes entre les neurones voisins de la carte sont représentées par des valeurs élevées et indiquent ainsi les frontières du cluster. Sur notre l’U-matrice on distingue trois clusters : Le premier cluster comporte un seul neurone qui est le neurone n° 3, le deuxième est constitué également d’un seul neurone, c’est le neurone n° 9 et le reste des neurones constitue le troisième cluster.

Les cartes auto-organisatrices que nous avons présentées, ne nous permettent cependant pas de résoudre complètement le problème de classification ; elles permettent simplement d’affecter une observation à un sous-ensemble d’une partition, représenté par un référent, indépendamment de toute notion de classe. Cette quantification peut être un point de départ pour définir ultérieurement un classifieur.

5.7.6 Interprétation de la représentation des composantes de la carte
 Nous utilisons la représentation des trois composantes de la carte afin d’établir une corrélation entre les données et d’essayer d’interpréter les relations entre les variables caractérisant les observations pour identifier et étiqueter les trois clusters.

Comme nous l’avons déjà expliqué dans le paragraphe précédent, chaque neurone de la carte capte un certain nombre d’observations. La Figure 133 montre la représentation des trois composantes de la carte dont les neurones sont représentés, de la même manière que précédemment, par deux chiffres, le premier est l’indice du neurone et le second correspond au nombre d’observations qu’il a captées.

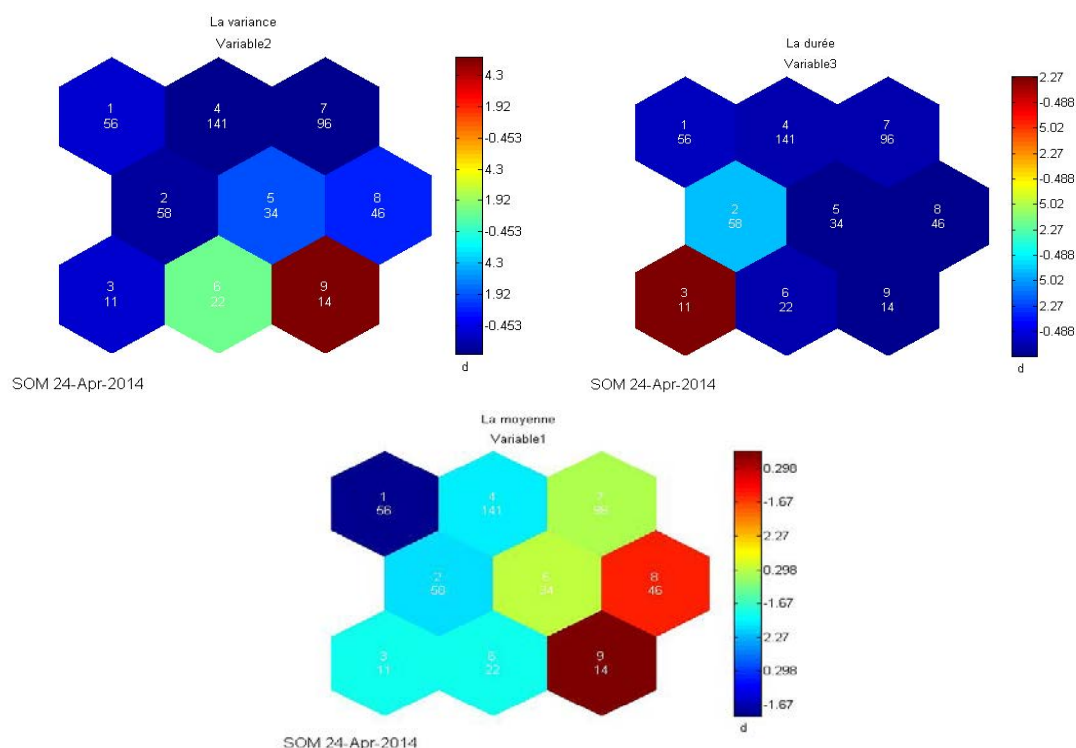


Figure 133 -Visualisation des trois composantes correspondant aux variables explicatives

Sur les trois composantes, nous remarquons que le neurone n° 3 capte 11 observations caractérisées par une faible variance, une longue durée et une température moyenne. En revanche le neurone n° 9 capte 14 observations caractérisées par une forte variance des mesures constituant chaque observation (segment), une courte durée et une température haute qui correspond au rapprochement de la personne du capteur, ce que signifie que la personne est éveillée ou qu'elle a un sommeil très agité, elle est dans une phase de sommeil léger.

Pour poursuivre notre travail de modélisation par les cartes de Kohonen, nous allons introduire une étape supplémentaire consistant à effectuer une classification des neurones. Puisque chaque sous-ensemble de données est associé à un référent, le problème de classification se résume à celui de l'étiquetage de chaque neurone à l'une des classes. Afin d'illustrer la répartition des observations sur la carte, nous affichons l'ensemble des référents, sachant que chaque référent associé à un neurone de la carte représente un ensemble d'observations. En se rapportant à la Figure 134, chaque référent, qui est un vecteur prototype est, d'une part, affiché par un camembert, d'autre part, représenté par un histogramme. Les couleurs du camembert et des barres représentent quantitativement les composantes des référents.

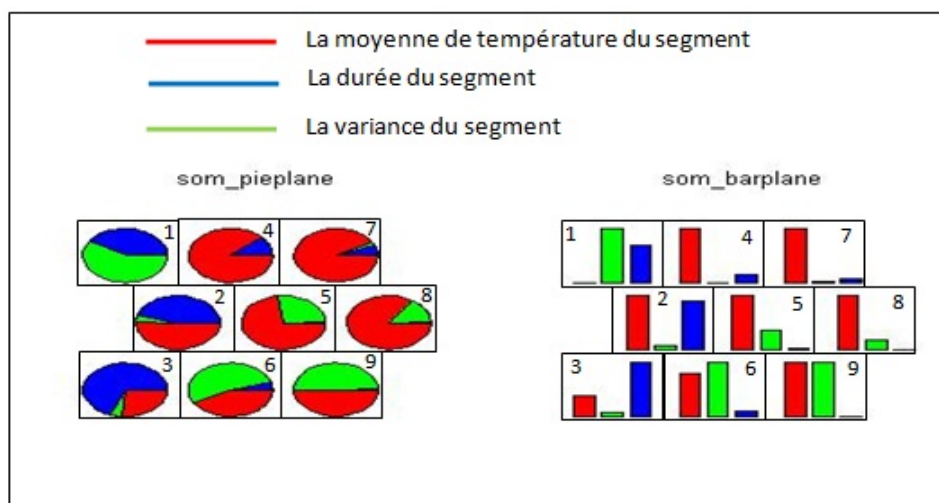


Figure 134 -Visualisation des référents

L’affichage du système des référents de la carte confirme bien l’interprétation faite à partir de la représentation composante par composante de la carte affichée précédemment. Cela nous permet d’en déduire que le neurone n°3 est associé à un référent qui représente les segments correspondants au sommeil profond et le neurone n°9 est associé à un référent qui représente les segments correspondants aux périodes du sommeil léger ou agité mais aussi les périodes où la personne était éveillée. Par conséquent, le “cluster” n° 1 correspond aux observations produites lors du sommeil très agité de la personne, le cluster n°2 correspond aux données enregistrées lors du sommeil profond et par élimination, le cluster n° 3 devrait correspondre à un sommeil léger.

Dans notre travail, nous utilisons la classification à l’aide de données expertisées. Pour cela, la labellisation de ces segments par un hypnogramme, nous permettra ainsi de disposer d’une base de données labélisée afin de bien garantir les résultats obtenus avec la visualisation des référents et l’interprétation faite à partir de la représentation composante par composante de la carte.

5.8 Enregistrement des données étiquetées par le Polysomnographe

Nous avons commencé par l’installation du capteur dans une chambre du service des explorations fonctionnelles neurologiques du CHU de Limoges.

5.8.1 Intégration du capteur d’alitement dans l’installation électrique de la chambre neurologique

Afin d’enregistrer une base de données validée par un système professionnel, nous avons choisi d’installer notre capteur dans une chambre du service des explorations fonctionnelles neurologiques du CHU de Limoges. La base de données a été étiquetée à l’aide de l’analyse issue des enregistrements polysomnographiques complets effectués par le médecin du service. La base de données nous a servi pour l’évaluation du détecteur d’alitement en technologie infrarouge (en termes de qualité de sommeil).

Dans le service des explorations neurologiques fonctionnelles du CHU de Limoges, nous avons suivi le sommeil de dix personnes d'âges différents.

La première personne est âgée de 89 ans et elle est atteinte de la maladie d'Alzheimer et d'apnées du sommeil.

La caméra vidéo installée dans la chambre nous a permis de reconstituer le scénario de la nuit, c'est à dire le déroulé de la nuit résumé dans le tableau ci-dessous :

Horaire	Événement
21h06	Extinction de la lumière
21h20	Allongée dans son lit (sur le dos)
21h31	Sommeil léger avec apnées micro-éveils (couchée sur le dos)
22h18	Agitation
22h20	Agitation
22h26	éveil + grosse agitation et arrachage du matériel
jusqu'à 23h38	Période d'éveil
Après 23h38	Sommeil calme avec apnées
01h25 jusqu'à 1h50	Agitation = éveil
jusqu'à 2h	Sommeil
entre 2h et 2h25	Quelques éveils
De 2h25 à 4h25	Sommeil
4h25 à 4h35	éveil
4h45	éveil pendant 3 minutes
à 5h (idem 3 min)	Pic d'éveil

5.8.2 Données thermiques enregistrées par le capteur d'alitement au CHU de Limoges

Le relevé de mesures effectuées pendant une nuit est représenté sur la Figure 135 et comporte deux courbes :

- la courbe en rouge représente la température de référence fournie par une thermistance qui est isotherme avec la soudure froide de la thermopile et qui en pratique est proche de la température ambiante. (Si absence de perturbations)
- La courbe en bleu représente la différence ($\Delta\theta$) entre la température de référence illustrée par la courbe rouge et la température moyenne rayonnée par les objets environnants situés dans le champ de détection du capteur, en l'occurrence autour du lit.

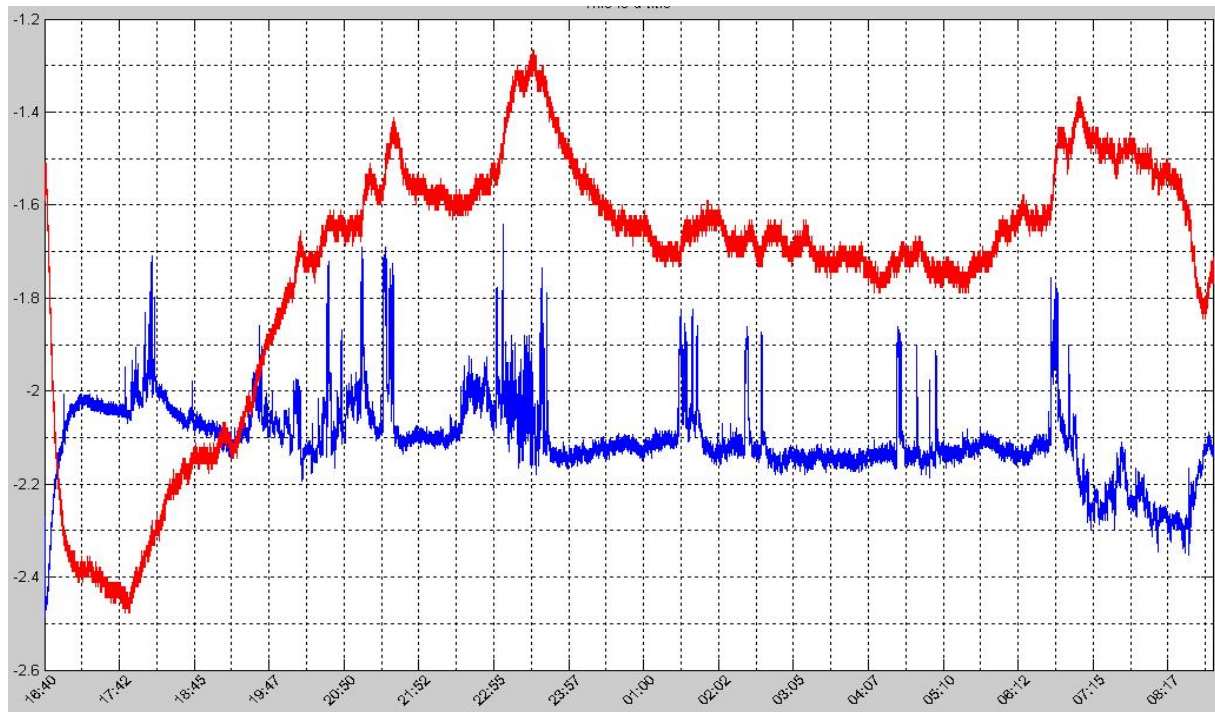


Figure 135 -Température ambiante de la chambre (en rouge) et la différence de température estimée par le capteur d'alitement (en bleu).

5.8.3 Analyse visuelle.

De cette analyse il apparait que la première demi-heure est inexploitable : l'alimentation du détecteur a dû se faire au moment du branchement de la clé USB utilisée pour enregistrer les signaux thermiques, il y a donc une phase transitoire de stabilisation thermique du dispositif.

Globalement, la courbe est différente des courbes que l'on a l'habitude d'observer. Habituellement, on voit clairement une différence de niveau entre le moment où la personne est dans le lit et celui où elle est hors du lit. Ici, ce n'est pas le cas, cela est probablement dû à la présence d'autres personnes et de perturbateurs thermiques (PC,...) présents dans le champ de vision. On rappelle que le champ de vision du capteur est un angle solide qui englobe tout le lit et qui de ce fait déborde sur les côtés.

Les variations de la température de référence - en rouge - sont données à titre indicatif. Pour l'afficher conjointement avec le $\Delta\theta$, nous l'avons décalée de -30° C . On a une idée de l'écart de température

entre cette mesure et la température ambiante qui est habituellement de l'ordre de 1,5°C (conditions de l'EHPAD), a priori, il devait faire très chaud dans la chambre : à 23h30 qui correspond au maximum de la température observée, on relève -1,3°C, il devait donc faire $30 - 1,3 - 1,5 = 27,2^{\circ}\text{C}$

5.8.4 Interprétation
Scenario reconstitué à partir du capteur d'alitement:

Horaire	Evénement
De 19h30 à 21h30	Beaucoup d'agitation, probablement équipement de la personne
21h20 à 22h30	Très calme, sommeil calme (ou absent ?)
22h30 à 23h45	Sommeil agité, hausse du niveau d'émission (la personne a trop chaud et se découvre ?) fortement agité à partir de 23h00
23h45 à 01h30	Sommeil calme
01h30 à 01h45	Agité
01h45 à 02h20	Sommeil calme
02h20 à 02h40	2 pics d'agitation
02h40 à 04h30	Sommeil calme
04h30 à 05h00	Sommeil agité
05h00 à 06h30	Sommeil calme
06h30 à 07h15	Forte activité
07h15	Lever

5.8.5 Traitement conjoint des données par l'algorithme SAX et de le calcul de l'estimateur de variance
On peut observer sur la Figure 136 que l'algorithme SAX décrit dans la section précédente reconnaît automatiquement les différentes phases.

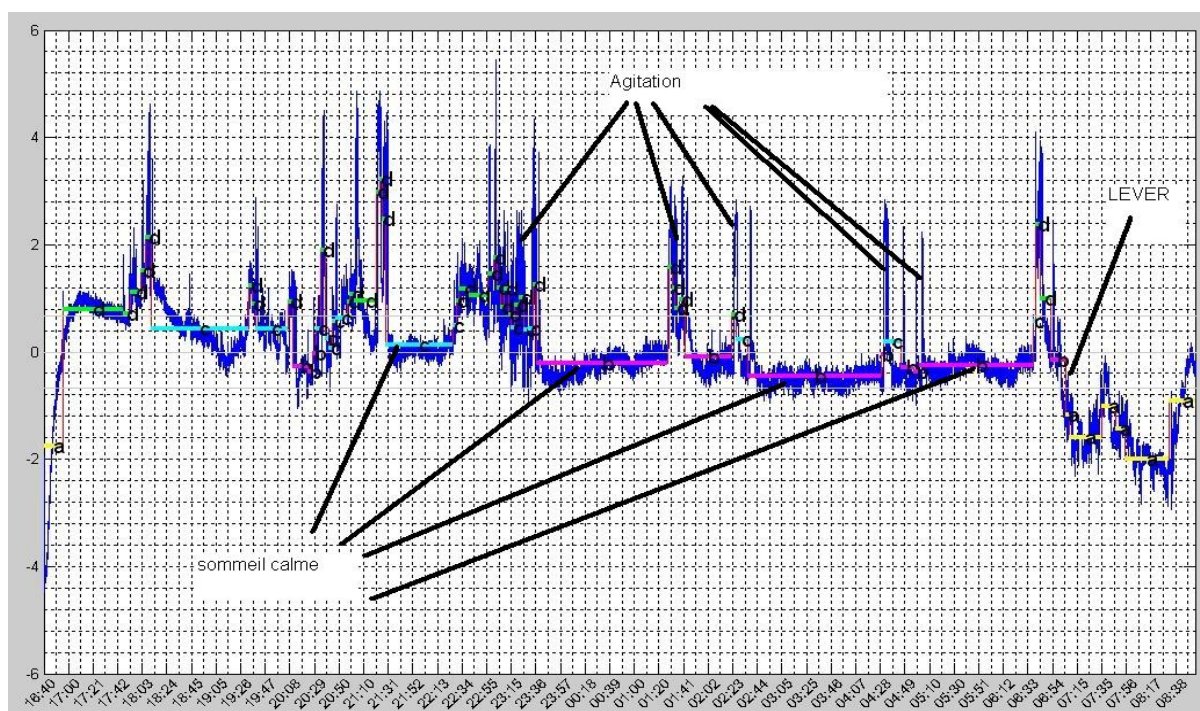


Figure 136 -La segmentation du signal par la méthode SAX et le calcul d'estimateur de variance

Commentaire

La fonction première du détecteur à savoir la détection de présence et d'absence du lit est mal remplie dans cet environnement. C'est dû très probablement à des perturbations extérieures provoquées par la présence de soignants dans le champ de vision du détecteur. Par ailleurs, la température de référence est élevée ce qui entraîne une faible dynamique de mesure : l'écart entre la température humaine (de surface) et la référence est faible. En analysant visuellement la chambre, la question se pose alors de savoir si la centrale d'acquisition du système de la polysomnographie située au dessous du capteur ne serait pas la cause d'un échauffement anormal ?

Sinon, comparé aux résultats d'EHPAD, le contraste est inquiétant entre les périodes calmes et agitées, qui génèrent des pics de grande amplitude. La personne doit beaucoup bouger avec probablement des phases de réveil conscient, car les amplitudes sont comparables.

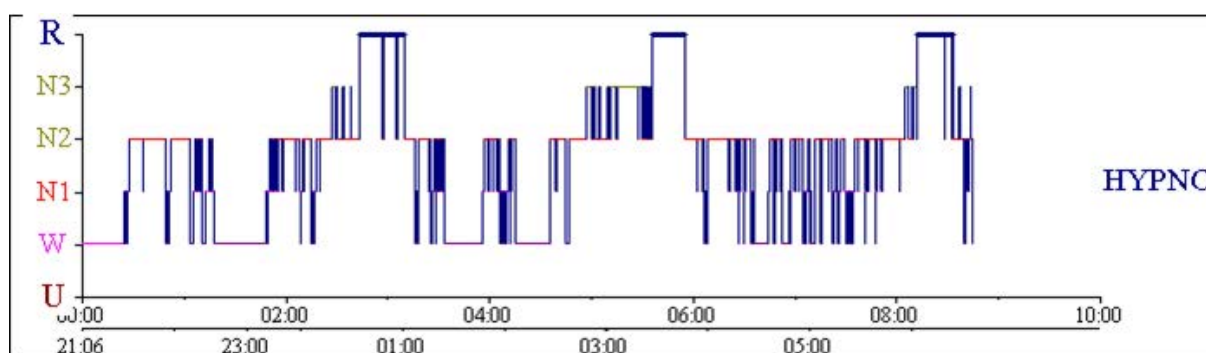
5.9 Polysomnographie

La Polysomnographie, est considérée comme le moyen le plus précis pour estimer la qualité du sommeil et identifier les différentes phases du sommeil. Pour cela, les paramètres physiologiques comme la fréquence respiratoire, neuromusculaire, cardiaque, gastro-intestinal, et la fonction endocrinienne sont enregistrés pendant toute la nuit. Cinq paramètres peuvent être mesurés par l'électroencéphalogramme (EEG) (l'élément central de la polysomnographie), l'électrooculogramme (EOG), l'électrocardiogramme (ECG), ou électromyogramme de polysomnographie liés au sommeil (EMG). Bien que la polysomnographie constitue la norme physiologique pour superviser le sommeil, dans son ensemble, elle ne peut cependant être utilisée que dans un laboratoire de sommeil car la

[illegible]

Hypnogramme

Afin d'étiqueter nos signaux enregistrés - pendant une nuit - par le capteur d'alitement, nous nous intéressons à l'hypnogramme présenté sur la Figure 138 et qui est obtenu en même temps que les signaux thermiques.



L'hypnogramme comporte 5 niveaux fondamentaux pour l'analyse du sommeil:

- le niveau W (Wake) correspond à l'éveil de la personne dans son lit.
- les deux niveaux N1 et N2 (stade 1 et stade 2) représentent le sommeil léger de la personne.
- le N3 (stade 3) correspond au sommeil profond de la personne.

- le niveau R (Rêve) représente le sommeil paradoxal.

Horaire	Evénement
21h36	sommeil léger phases 1 et 2
jusqu'à minuit	alternance sommeil léger stades 1 et 2 puis éveil
Minuit	sommeil profond intermittent
Minuit 30	rêves puis sommeil léger
A partir de 01h50 jusqu'à 2h25	alternance sommeil léger stades 1 et 2 et éveil puis encore sommeil léger
Vers 2h50	sommeil plus profond puis alternance léger/profond
A partir de 3h05	sommeil profond
3h28 jusqu'à 3h50	rêves
A partir de 3h50	sommeil léger stades 1 et 2
4h25 jusqu'à 4h33	bref éveil
Puis	sommeil léger
Ensuite	alternance sommeil léger et éveils
Ensuite	très courte période de sommeil profond
6h03 jusqu'à 6h25	rêves
Ensuite	sommeil léger
6h36	réveil

Tableau 18 - Interprétation de l'hypnogramme et décomposition en phases du sommeil

Comparaison entre l'hypnogramme et le résultat de notre algorithme :

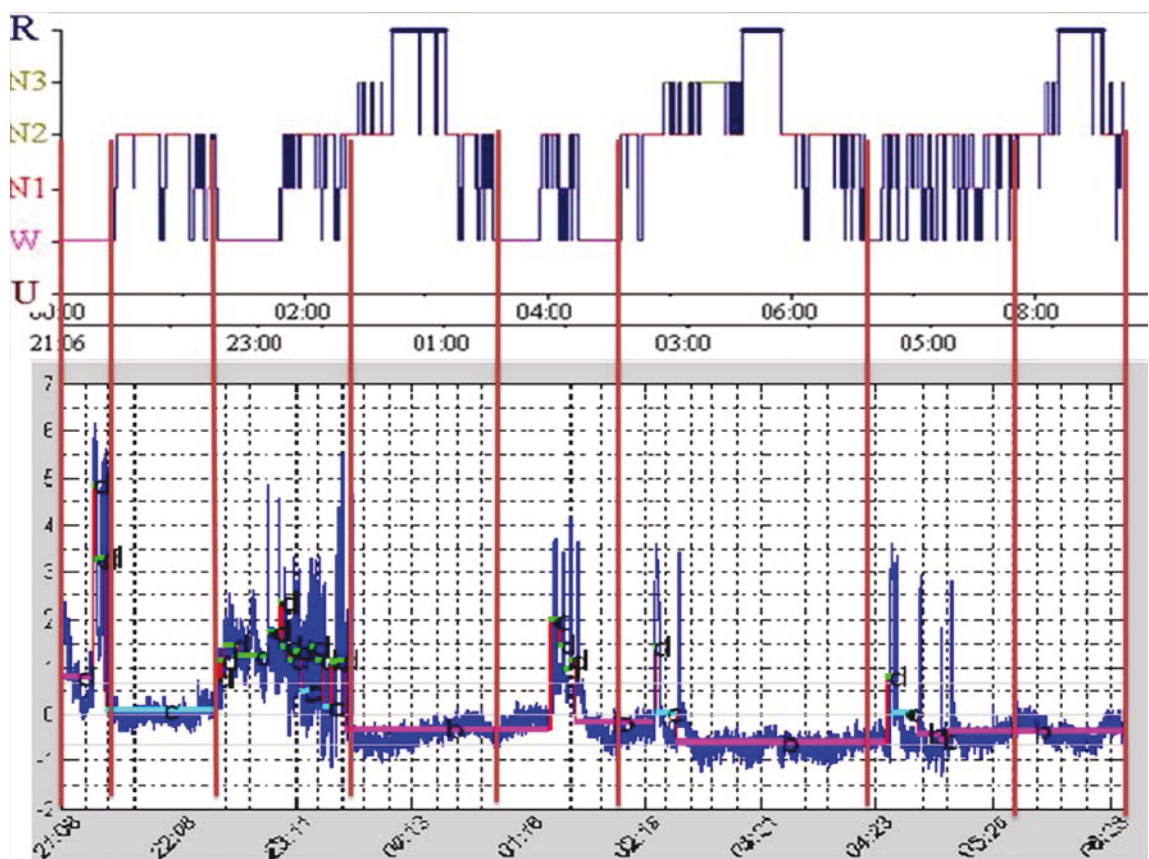


Figure 139 -Synchronisation entre la sortie du capteur d'alitement et l'hypnogramme

Le Tableau 19 montre quelques enregistrements de notre capteur corrélés aux hypnogrammes estimés par le médecin.

Le patient	Comparaison entre la sortie du capteur et l'Hypnogramme correspondant
Homme, 51 ans, apnées du sommeil	
Homme, 84 ans, apnéique appareillé (personne dormant "bien", venu pour contrôle suite à son appareillage à domicile)	

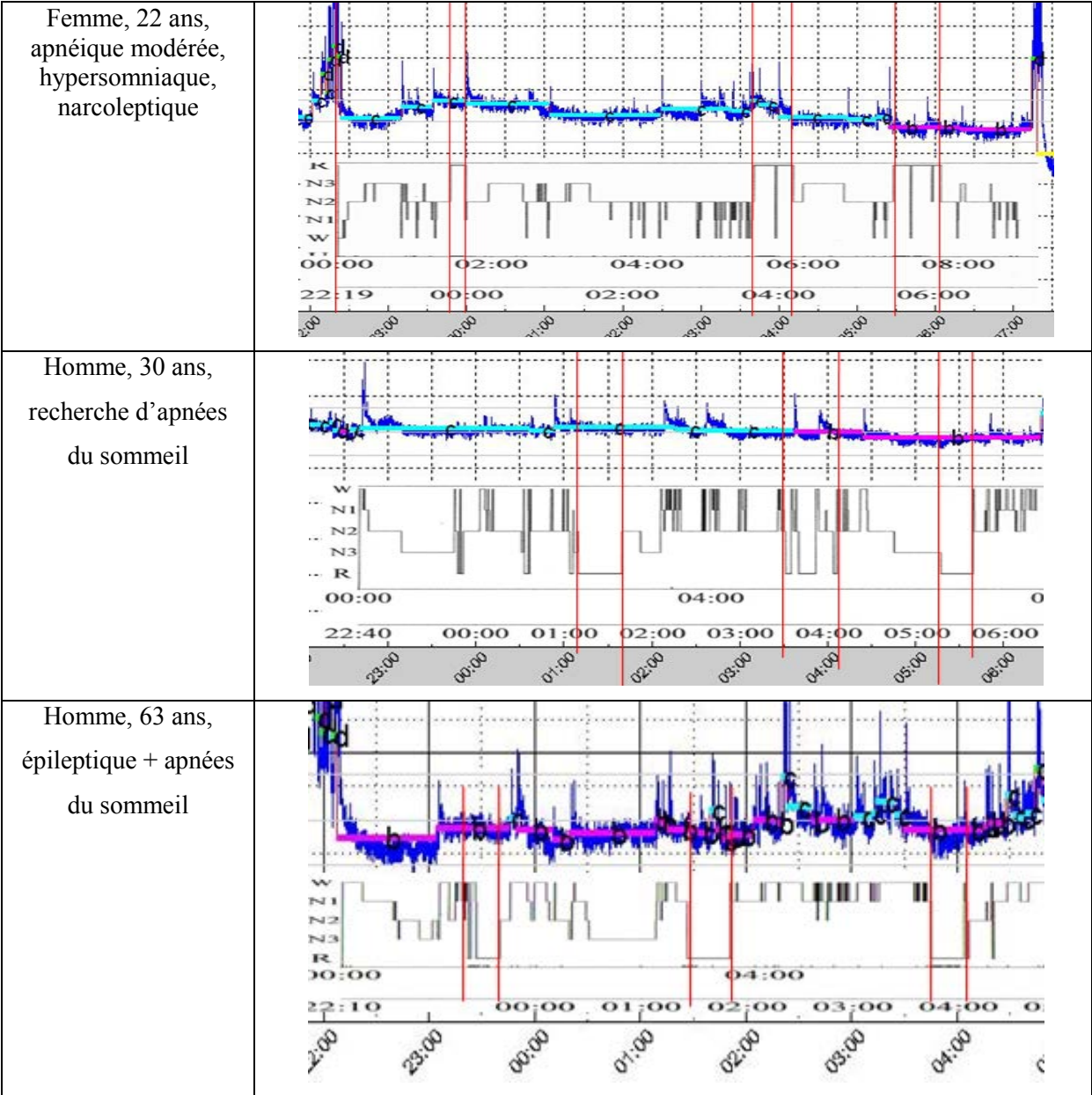


Tableau 19 - Synchronisation des signaux thermiques produits par le capteur d'alitement et les hypnogrammes

Sur le tableau précédent, il est intéressant de noter une différence de variabilité des signaux enregistrés pour chaque type de patient selon l'âge, le sexe et le type de sa maladie.

Concernant les données sur l'architecture du sommeil chez une personne normale : le sommeil profond est prédominant en première partie de nuit puis, il y a plus de sommeil léger en fin de nuit.

Pour la durée du sommeil d'un individu normal, cela est propre à chaque personne. Mais, on peut donner les taux suivants :

Sommeil léger : N1 et N2 égal à 50%,

Sommeil profond : N3 égal à 25%

Sommeil paradoxal : R est entre 20 à 25%.

La différence entre les personnes se joue sur la durée du sommeil léger.

Les déments peuvent avoir des troubles du comportement, ce qui engendre des agitations (mouvements périodiques) durant le sommeil paradoxal. Cela se vérifie sur le premier hypnogramme (Cf. le tableau précédent) avec des allers-retours de N1 à N2 pendant une période longue, sans arrêt. De même, il peut y avoir des micro-éveils et des va-et-vient vers le N2 pendant les phases de REM. Les personnes âgées ont en plus une déstructuration du sommeil paradoxal.

Autre donnée : il faut prendre en compte le fait qu'entre deux stades, les personnes ont tendance à bouger/se retourner.

Le tableau ci-dessous résume les comparaisons faites entre les données thermiques et les hypnogrammes :

Profile Patient	Nuit du	Corrélation Hypno/Thermi	Nbr de phase REM	$T > T_0$	T_0	Qualité de sommeil (Hypno)
Femme 89 ans Alzh	24-25/03	Très Bien	3	3/3	2Heures	Très Bien
Homme 51 Apn	03-04/04	Très Bien	3	3/3	50'	Bien
Homme 84 ans Apn	07-08/04	Moyenne (éveil trop calme)	3	$\frac{1}{2}$	2Heures	Bien
Femme 22ans Apn, hypsomn et narcolep	08-09/04	Nulle	3	0/2	1Heure	Moyenne
Homme 30 ans recherche Apn	09-10/04	Bien	5	4/5	1Heure	Bien
Femme 50ans recherche Anp (surpoids)	14-15/04	Bien	3	2/3	1Heure	Bien
Homme 57 ans Apn	22-23/04	Moyenne	6	6/3	30'	Bien
Homme 60 ans Apn	23-24/04	Moyenne	4	2/4	1Heure	Bien
Homme 63 ans Apn,	24-25/04	Bien	3	2/4	45'	Mauvaise

Epileptique						
Homme 79 ans Apn	28-29/04	Bien	5	3/5	45'	Bien
Homme 74 ans Apn	29-30/04	Nulle	18			Mauvaise

Tableau 20 -Evaluation de la qualité du sommeil et corrélation entre les hypnogrammes et les séries temporelles

La comparaison des hypnogrammes avec les séries temporelles, enregistrées dans la chambre neurologique de CHU de Limoges (voir Tableau 19), nous a permis de confirmer notre interprétation - faite à partir de la représentation composante par composante de la carte de Kohonen et de la visualisation de son système des référents – des trois clusters discernés par les cartes auto-organisatrices (voir 5.7.6).

La synchronisation des hypnogrammes et des signaux thermiques produits par le capteur nous a aussi permis de mettre en œuvre quelques règles afin d’établir un *indice de qualité du sommeil*. Cette comparaison a mis en évidence quelques paramètres permettant d’évaluer la qualité du sommeil au travers des durées respectivement du sommeil profond, du sommeil léger et de la totalité du sommeil. Le Tableau 21 montre les valeurs de ces paramètres estimés sur quatre nuits.

La Nuit	Heure coucher	Heure lever	Durée totale	Nbr périodes	Nbr < 30	Durée Sommeil léger	Indice
24-25 Avril	20h08	07h40	11h46	4	1	2h23	20,25%
25-26 Avril	21h00	08h10	11h10	6	2	3h13	28,80%
26-27 Avril	20h51	08h20	11h29	10	4	5h19	46,29%
27-28 Avril	20h01	08h05	12h04	15	9	6h31	54%

Tableau 21 -Tableau des nombres d’épisodes détectés du signal thermique généré par le capteur d’alitement pendant une période de quatre jours

Nous avons étudié le sommeil de la personne occupant une chambre dans la maison de retraite d’Ambazac au cours de quatre nuits. Les résultats ont montré que le nombre d’épisodes varie d’une nuit à l’autre. On s’est intéressé particulièrement aux épisodes d’une durée inférieure à 30 minutes. Selon les experts médicaux du CHU de Limoges, avec lesquels nous travaillons dans le cadre de projet E-Monitor-Age, le sommeil léger est caractérisé par des mouvements répétés de la personne dans son lit. Cela revient aussi à dire que si la personne ne bouge plus au-delà de 30 minutes nous considérons que l’épisode correspond à une phase de sommeil profond.

La première nuit observée présente quatre épisodes de sommeil dont un seul dure moins de 30 minutes : ce cas correspond alors à une nuit calme et signifie que le sujet a bien dormi. En revanche la

quatrième nuit analysée est fractionnée en quinze épisodes dont neuf ont des durées de moins de 30 minutes. Ce cas-ci correspond alors à une nuit agitée.

De cela, nous avons essayé d'introduire un indice du sommeil afin de quantifier la qualité du sommeil, l'indice est calculé de la façon suivante :

$$Indice = \frac{SommeiLg}{Pr esenceLit} * 100$$

SommeiLg : Durée du sommeil léger. *SommeiLg*

Pr esenceLit : Durée totale de présence de la personne dans son lit.

Afin de vérifier nos résultats, nous avons eu recours à l'écoute des enregistrements sonores. Sur la courbe ci-dessous nous remarquons deux courts épisodes au début de la nuit ce qui doit correspondre à un sommeil léger avant de rentrer dans une phase de sommeil profond. En revanche, le plus intéressant est de remarquer des petites composantes stationnaires produites suite au passage du personnel à charge vers 5h31. Donc, la personne observée n'a pas pu retrouver son sommeil profond suite au passage des aidants, ce que confirment bien les enregistrements sonores puisque on entend une conversation entre le personnel et le résident.

5.10 Conclusion

Les cartes auto-organisatrices qui représentent graphiquement les observations nous ont permis d'identifier trois regroupements de données donc trois phases agrégées de sommeil : sommeil profond ou paradoxal, sommeil agité, léger ou éveillé et sommeil intermédiaire entre le profond et le léger. Alors, en utilisant cet algorithme fondé sur les cartes de Kohonen nous avons identifié trois phases du sommeil par rapport à cinq définies par les experts médicaux mais il faut tenir compte du fait que nous avons en entrée seulement un signal par rapport à vingt deux signaux pour polysomnographie. L'avantage du système proposé est le fait qu'il n'est pas intrusif et donc facilement utilisable à domicile ou dans une chambre d'EHPAD. Nous avons validé les résultats obtenus en comparaison avec le dispositif médical de l'hôpital. Malgré ses limites (distinguer seulement trois des cinq phases du sommeil : léger, lent et profond), le capteur proposé produit de manière continue et automatiquement un premier niveau d'information fiable sur la qualité du sommeil du patient.

Une fois le problème de synchronisation des signaux avec l'hypnogramme résolu, il serait intéressant de procéder à un apprentissage supervisé des données étiquetées afin d'améliorer potentiellement la sensibilité et la finesse de classification automatique des différentes phases du sommeil.

En perspectives de ces travaux de classification du sommeil, nous pourrions nous orienter dans le futur vers des approches séquentielles de détection de motifs récurrents telles qu'on peut les trouver en fouille de données.

5.11 Bibliographie

- [1] Seiji HATA, Akira NAGATOMO, Kazuyoshi TSUKAMOTO, Yutaka MIHARA “ Wide Range 3-D Vision Sensor for Bed Monitoring System” 0-7803-7369-3/02/ 2002 IEEE
- [2] E.B. Thoman, C. Acebo and L. Lamm, “Stability of sleep in older persons recorded in the home,”*Sleep*, 16 pp. 578-585 1993
- [3] Hayato Yamaguchi, Hiroshi Nakajima, Kazuhiko Taniguchi, Syoji Kobashi, Katsuya Kondo and Yutaka Hata” Fuzzy Detection System of Behavior before Getting Out of Bed by Air Pressure and Ultrasonic Sensors” 2007 IEEE International Conference on Granular Computing
- [4] A Sadeh, P. J. Hauri, D.F. Kripe and P Lavie, “The role of actigraphy in the evaluation of sleep disorders,”*Sleep*, 18: pp. 288-302, 1995
- [5] Toshiyo Tamura, Shun-ichi Miyasako, Toshiro Fujimoto, and Tatuso Togawa “ MONITORING BED TEMPERATURE IN ELDERLY IN THE HOME” 18th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Amsterdam 1996 1.1.5: Monitoring Instruments.
- [6] Michiko Nishiyama, Mitsuo Miyamoto, and Kazuhiro Watanabe “ Respiration rhythm monitoring in sleep based on weight movement using hetero-core fiber optic sensors” International Conference on Control, Automation and Systems 2010 Oct. 27-30, 2010 in KINTEX, Gyeonggi-do, Korea
- [7] Task Force of The European Society of Cardiology, “Heart rate variability; standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use,” *Eur.. Heart J.*, vol. 17, pp. 354–381, 1996, et al.
- [8] J. M. Choi, B. O. Kim, B. S. Hwang, R. H. Sohn, and K. S. Park “ Unobtrusive Body Movement Monitoring during Sleep using Infrared Motion Detector and ZigBee Protocol” Proceedings of the 3rd IEEE-EMBS International Summer School and Symposium on Medical Devices and Biosensors MIT, Boston, USA, Sept.4-6, 2006.
- [9]Anouar, F.Badran, F,Thiria, “S. Probabilistic self-organizing map and radial basis networks. *Neurocomputing* ,1998”.
- [19] Buysse, D.J., Reynolds III, C.F., Monk, T.H., Berman, S.R., & Kupfer, D.J. (1989). The Pittsburgh Sleep Quality Index: A new instrument for psychiatric practice and research. *Journal of Psychiatric Research*, 28(2), 193-213.
- [20] Gronfier. C. “sommeil et rythme de travail” Colloque INMA 29/01/10

Chapitre 6 -Conclusions et perspectives

6.1 Conclusions

Ces travaux de thèse de doctorat ont abordés le problème de la détection de la présence d'une personne à l'intérieur d'une chambre et plus particulièrement dans son lit, ceci dans le cas de la supervision des personnes âgées en institution.

Les premiers travaux ont concernés le traitement de l'information issue des capteurs infrarouges en vue du suivi de la personne à l'intérieur de son domicile. Le réseau des capteurs pyro-électriques est utilisé dans plusieurs systèmes de supervision à domicile ainsi qu'en institution. Ces systèmes intègrent souvent plusieurs types de capteurs afin de conforter les interprétations de l'activité. Cette étude nous a permis d'une part d'opter pour les systèmes de supervision en institution, compte tenu de la répétitivité du rythme de vie des résidents et également de la régularité des activités des aidants et d'autre part, de soulever des problèmes et des insuffisances tels que la non-détection de la personne immobile.

La principale contribution de ces travaux a concerné la détection de la présence d'une personne dans son lit. Comme les capteurs pyro-électriques, ce capteur d'alitement, à base de thermocouple, utilise les rayonnements électromagnétiques d'origine thermique émis spécifiquement par l'homme, à savoir l'infrarouge de longueur d'onde centrée sur 10 μm . Cette partie a consisté à évaluer un ensemble de méthodes d'analyse du signal et de modélisation des séries temporelles longues afin d'apporter des éléments de réponse au problème de la détection du coucher et du lever de la personne. Nous proposons des méthodes spécifiques de traitement du signal permettant de rehausser la partie utile de la série temporelle de mesures produites par le capteur. Par la suite, nous avons étudié différentes approches de modélisation des séries temporelles longues.

Les modèles proposés - tels que les modèles autorégressifs, non-linéaires, réseau de neurones...- ont permis de distinguer la présence de l'absence de la personne dans son lit. La solution proposée permet d'obtenir une bonne détection de la présence/absence de la personne dans le lit.

Une dernière contribution, toute aussi importante que les autres propositions, consiste en l'analyse de la qualité du sommeil. Le capteur étudié nous a permis d'extraire une information non seulement sur la présence de la personne mais aussi sur sa quantité de mouvement effectuée (actimétrie). En se basant sur cette information nous pouvons distinguer un sommeil profond d'un sommeil agité. Pour valider ces conclusions, des expérimentations ont été menées au CHU de Limoges en comparaison avec un polysomnographe professionnel. Ces expérimentations dans la chambre neurologique du CHU de Limoges ont montré une corrélation entre les résultats polysomnographiques et les signaux traités par capteur thermique. Cela nous a encouragé à prospecter des modèles statiques non-supervisés, tels que les cartes auto-organisatrices (cartes de Kohonen), afin d'élaborer un classifieur qui permet de discriminer trois classes fondamentales du cycle de sommeil : profond, calme et agité.

6.2 Perspectives

Ces travaux de recherche ouvrent différentes voies d'investigation pour l'amélioration du capteur thermique proposé. L'apparition de différents systèmes d'analyse du sommeil sur le marché montre l'attention accordée tant par le grand public que la communauté scientifique.

Une voie intéressante à poursuivre par la suite est la caractérisation statistique de l'apparition/disparition de la personne du lit ainsi que les différents états du sommeil. De nombreuses pistes restent encore inexploitées telles que les modèles bayésiens pour détecter la présence/ absence de la personne dans son lit.

Concernant la sortie du capteur d'alitement, une autre perspective serait de fusionner l'information issue de ce capteur avec celles provenant d'autres capteurs : capteurs de mouvement pyro-électriques, sonores ou d'autres capteurs physiologiques tels que le capteur de rythme respiratoire par doppler sur monde

La fusion avec les capteurs pyro-électriques, donnant une position de la personne dans sa chambre, permettra d'automatiser la détection du lever et du coucher du résident dans son lit, tandis que la fusion avec les capteurs sonores ou de rythme respiratoire permettra d'affiner l'estimation de la qualité de sommeil du patient à travers la reconnaissance de différents types de sons comme les ronflements (selon les propos de Docteur Khalil de CHU de Limoges) ou les apnées du sommeil.

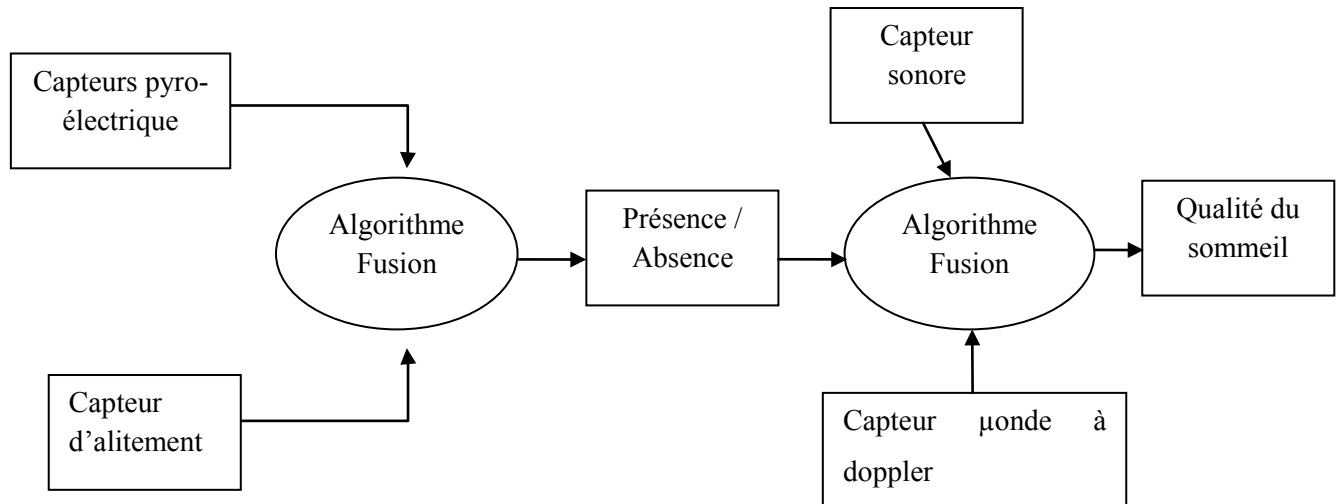


Figure 140 -Schéma de fusion pour la détection de présence/ absence de la personne dans son lit et l'estimation de la qualité de son sommeil.

Pour un travail futur on pourrait réfléchir sur la projection de notre système et son intégration dans le contexte du Big Data, sa contribution à une meilleure connaissance et suivi des activités de la personne à domicile (cycles journaliers, dérives...) mais aussi en terme de prévention des risques de chutes.

Cela contribuera aussi à l'élaboration de modèles plus précis et plus fins du fait d'un accès dès lors plus important aux données réelles enregistrées en grande quantité offrant ainsi la variabilité recherchée pour l'inférence de ces modèles, ceci avec la recherche d'une garantie de l'intimité de la personne.

Liste des publications et de brevets

- [1] T.Guettari, H.Medjahed, J.Boudy, D.Istrate, I.Belfeki , J.L.Baldinger, “Traitement Acoustique pour la Télévigilance Médicale à domicile”, Congrès SFTAG’09, 18-20 Novembre 2009, Troyes, France.
- [2] Toufik GUETTARI, Paulo A. C. AGUILAR, Jerome BOUDY, Hamid MEDJAHED, Dan ISTRATE, Jean-Louis BALDINGER, Imad BELFEKI “Localisation multimodale dans le contexte d’un système de télévigilance médicale“, Congrès Handicap 2010, Paris, France.
- [3] Toufik GUETTARI, Paulo A. C. AGUILAR, Jerome BOUDY, Hamid MEDJAHED, Dan ISTRATE, Jean-Louis BALDINGER, Imad BELFEKI, Martin OPITZ, Matthias MALY-PERSY ‘‘ Multimodal Localization in the Context of a Medical Telemonitoring System’’ EMBC 2010 - IEEE EMBS Conference - Buenos Aires, Argentina.
- [4] Paulo Armando Cavalcante Aguilar, Jerome Boudy, Dan Istrate,Hamid Medjahed, Bernadette Dorizzi, João Cesar Moura Mota,Jean Louis Baldinger, Toufik Guettari, and Imad Belfeki “Heterogeneous Multi-sensor Fusion Based on an Evidential Network for Fall Detection” IEEE ICOST 2011 Montreal, Québec- CANADA
- [5] Paulo A. Cavalcante A.,Jerome Boudy, Dan Istrate, H. Medjahed, Bernadette Dorizzi, J. Cesar M. Mota, Jean Louis Baldinger,T. Guettari, Imad Belfeki.” Evidential Network-based Multimodal Fusion for Fall Detection” pHealth 2011 Lyon, France.
- [6] Paulo A. Cavalcante A., Jerome Boudy, Dan Istrate, Bernadette Dorizzi, Jean Louis Baldinger, Toufik Guettari, Imad Belfeki, Hamid Medjahed.” Fusion multi-capteurs hétérogène basée sur un Réseau d’Evidence pour la détection de chute” ASSISTH 2011 – Paris, France
- [7] Colloque organisé par AutonomLab ‘‘ Suivi de l’activité physique adaptée au moyen TIC’’ 18 Novembre 2011- Brive
- [8] Workshop 4ème Forum AAL’’ Research on innovative solutions for elderly’’ 24-27 September Eindhoven the Netherlands
- [9] Toufik Guettari, Jerome Boudy, Dan Istrate, Badr-Eddine Benkelfat, Pascal Dore, Jean-Louis Baldinger ‘‘ Multimodal indoor Tracking and Localization in the Context of Healthcare monitoring System’’ IEEE JETSAN 2013 Fontainebleau, France (Conférence National)

[10] Toufik Guettari, Jerome Boudy , Dan Istrate , Badr-Eddine Benkelfat , Jean-Louis Baldinger , Pascal Dore “A Multimodal Corpus Recorded in a Health nursing home” Revue IEEE JETSAN 2013

[11] Nathalie Cislo, Selma Arbaoui, Yasmina Becis-Aubry, D. Aubry, Y. Parmantier, Pascal Doré, Toufik Guettari, Nacim Ramdani: “A System for Monitoring Elderly and Dependent People in Nursing Homes: the E-monitor'age Concept”. Revue IEEE JETSAN 2013

[12] Toufik Guettari, Jerome Boudy, Dan Istrate, Badr-Eddine Benkelfat, Pascal Dore, Jean-louis Baldinger” Thermal signal analysis in smart home environment for detecting a human presence”. IEEE ATSIP 2014 Sousse Tunisie

[13] Toufik Guettari, Jerome Boudy, Dan Istrate, Badr-Eddine Benkelfat, Pascal Dore, Jean-Louis Baldinger ”Analyse du signal thermique dans un environnement intelligent pour détecter la présence humaine “.IEEE JETSAN 2014 Troyes, France (Conférence National).

P.Doré, T.Guettari, Y. Parmentier, “ Dispositif de détection de rayonnement infrarouge et procédé de détermination d'une indication de présence ou de mouvement”, Brevet n° 1456841 déposé le 16/07/2014.

Annexes outils mathématiques

Annexe 1 : L'urne de polya pour élaborer un modèle de persistance

Dans ce cas, chaque couleur de balle représente une pièce différente et le nombre initial de balles dans l'urne b_0 est inconnu. Quand on retire une balle de la couleur i de l'urne, on remet $k_i(t)$ balles de la même couleur, c'est donc ainsi que la persistance dans une pièce est prise en compte. Cette persistance est caractérisée par un ratio $\pi_i(t)$, ce paramètre est le ratio entre le nombre de balles à rajouter $k_i(t)$ et le nombre initial de balles dans l'urne b_0 .

$$\pi_i(t) = \frac{k_i(t)}{b_0}$$

A un instant donné t de la journée, le nombre de fois que la balle de la couleur i a été retirée de l'urne est désigné par $x_i(t)$. Par conséquent, la probabilité d'avoir une balle de la même couleur i au prochain tirage $(t+1)^{th}$ est estimée par $p(t)$

$$p_i(t) = \frac{p_i(0)b_0 + x_i(t)k_i(t)}{b_0 + tk_i(t)}$$

Considérant que les pièces ont le même rôle et la présence de la personne dans une pièce " i " ne dépend de l'heure " t ", dans ce cas la valeur $k_i(t)$ devient constante. Par conséquent, nous pouvons utiliser la fréquence d'apparition des balles pour estimer le ratio $\pi_i(t)$.

$f(t)_i$ désigne la fréquence d'apparition d'une balle de la couleur i à l'instant $(t+1)^{th}$. A l'issue des expérimentations effectuées au préalable, $f(t)_i$ est évaluée empiriquement.

$$\bar{\pi}_i = \frac{f_i(0) - f_i(M)}{Mf_i(M) - x_i(M)}$$

Où M représente le nombre total de tirages effectués dans la journée. Ce moyen empirique, nous permet d'évaluer un estimateur de persistance dans une pièce E_i

$$\bar{E}_{i,1} = \frac{\sum_{t=0}^M z_i(t)}{M+1}$$

Où :

- $y_i(t) = x_i(t) - x_i(t-1)$ est un nombre binaire (0 ou 1). A un instant donné t , y_i indique si la balle de la couleur i a été retirée une deuxième fois après avoir déjà été retirée à $(t-1)$.

$$z_i(t) = \max_{0 \leq m \leq (M-t)} \left\{ m : \prod_{j=0}^m y_i(t+j) = 1 \right\}$$

Afin d'évaluer l'estimateur de persistance E_i , on peut utiliser la probabilité $c_{i,m}(t)$. $c_{i,m}(t)$ est la probabilité d'avoir m séquences de tirages consécutifs de la balle i .

$$\forall m \in N : 0 \leq m \leq (M-t),$$

$$c_{i,m}(t) = (1 - p_i(t+m+1)) \prod_{j=0}^m p_i(t+j)$$

L'estimateur E_i est défini :

$$E_{i,2} = \frac{\sum_{t=0}^M \sum_{m=0}^M m c_{i,m}(t)}{M+1}$$

Pour calculer ce deuxième estimateur, On évalue approximativement la probabilité $c_{i,m}(t)$, par la fréquence $f(t_i)$:

$$\bar{E}_{i,2} \approx \frac{\sum_{t=0}^M \sum_{m=0}^M m \left[(1 - f_i(t+m+1)) \prod_{j=t}^{t+m} f_i(t+j) \right]}{M+1}$$

L'intervalle de confiance de l'estimateur $\bar{E}_{i,2}$:

$$\left[f_i \pm \sqrt{\frac{f_i(1-f_i)}{M}} \right]$$

Annexe 2 : Chaines de Markov du 1^{er} ordre pour élaborer un modèle de persistance

Afin d'associer la chaîne de Markov à la matrice de transition, chaque nœud de la chaîne de Markov représente une pièce de l'appartement, et les passages entre les pièces sont interprétés par les arcs entre les nœuds. La chaîne de Markov de premier ordre prend en compte la dernière localisation de la personne observée pour prédire et déterminer sa position actuelle. Afin de restituer la probabilité d'une localisation possible, ce modèle repose sur l'historique du positionnement de la personne.

En utilisant cette approche qui s'appuie sur la chaîne de Markov de premier ordre :

- On désigne la probabilité de retirer la balle de la couleur j après avoir retiré la balle de la couleur i par p_{ij} ,
- p_{ii} représente le paramètre de persistance,
- p_j interprète la probabilité de retirer la balle j .

Ce dernier p_j est supposé être constant :

$$p_j = \sum_{i=1}^r p_{ij}$$

Où r représente le nombre de différentes couleurs de balles, il correspond au nombre de pièces dans l'appartement.

Dans ce cas, z_i utilisé dans la première approche est interprété par :

$$P(z_i = 0) = 1 - p_i$$
$$\forall k \in \mathbb{N} : 1 \leq k \leq M, P(z_i = k) = p_i(1 - p_i)p_{ii}^{k-1}$$

Par conséquent, l'estimateur de persistance E_i est calculé par:

$$E_i = \sum_{k=0}^M \frac{k(k+1)}{2k} P(z_i = k) = \sum_{k=0}^M \frac{k+1}{2} P(z_i = k)$$

Ces deux méthodes ont été étudiées mais n'ont pas été appliquées sur notre base de données.

Afin d'avoir des valeurs de fréquences $f_i(t)$ significatives, la base de données doit être enrichie.

Annexe 3 La méthode des K-moyennes

La méthode des K-moyennes

La méthode des k-moyennes figure parmi les méthodes de quantification vectorielles les plus utilisées. Avant de détailler l'application de cette méthode sur les données thermiques produites par notre capteur d'alitement, il nous semble nécessaire de présenter son principe et ses concepts mathématiques :

Cette méthode consiste à déterminer l'ensemble des vecteurs référents W et la fonction d'affectation X en minimisant la fonction du coût :

$$I(W, X) = \sum_{z_i \in A} \|z_i - w_{X(z_i)}\|^2 = \sum_c I_c$$

Avec

$$I_c = \sum_{z_i \in A} \|z_i - w_c\|^2$$

La quantité I_c représente l'inertie d'un sous-ensemble de données P_c par rapport à un vecteur w_c la minimisation de I revient implicitement à former une partition des observations en sous-ensembles compacts.

Les K-moyenne procèdent de façon itérative afin de minimiser la fonction d'inertie I . la méthode utilisée pour la minimisation est une procédure itérative dont l'itération de base inclus deux phases :

Phase d'affectation :

il s'agit dans cette phase, de minimiser la fonction $I(W, X)$ par rapport à la fonction d'affectation X et supposer que les vecteurs référents W sont fixés à la valeur courante ; la minimisation s'obtient en affectant chaque observation z au référent w_c à l'aide de la fonction d'affectation X :

$$X(z) = \arg \min_{r \in \varphi} \|z_i - w_c\|^2 \quad (1.8)$$

La nouvelle fonction d'affectation définit une nouvelle partition P de l'ensemble D qui est formé par les référents w_c .

Phase de minimisation :

La deuxième phase de l'itération fait décroître à nouveau $I(W, X)$ en fonction de l'ensemble des référents W , on suppose, dans ce cas, que X est fixé à la valeur courante. Les référents sont calculés à l'aide de la formule suivante :

$$w_c = \frac{\sum_{z_i \in P_c} z_i}{n_c} \quad (1.9)$$

Où n_c représente le nombre d'individus de P_c .

L'Algorithme K-moyennes

D'un point de vue algorithmique la méthode des K-moyennes se résume de la manière suivante:

L'algorithme des K-moyennes commence par une étape d'initialisation qui consiste à choisir aléatoirement des centres initiaux.

2- Initialisation :

$t=0$, choisir un système de référent initial W^0 et le nombre d'itérations N_{iter} .

3- Etape itérative :

L'apprentissage permet d'améliorer la partition obtenue de façon itérative en alternant les deux phases suivantes jusqu'à stabilisation, à l'itération t on suppose connue W^{t-1} et la fonction d'affectation X^{t-1} calculée à l'itération $t-1$.

- **Phase d'affectation** : prendre comme nouvelle fonction d'affectation X^t celle qui minimise I par rapport à X et pour W^{t-1} fixé, cette fonction est définie par l'expression 1.8
- **Phase de minimisation** : la fonction d'affectation X^t étant fixée, choisir le système de référents qui minimise la fonction $I(X, W)$. d'après ce que précède chaque référent w_r^t est calculé selon l'expression 1.9.
- chaque centre est remplacé par le barycentre de l'ensemble des objets qu'il représente.
- **Répéter** l'étape itérative jusqu'à atteindre N_{iter} ou une stabilisation de I .

L'algorithme des K-moyennes décroît la formule I à chaque itération et l'algorithme converge en un nombre fini d'itérations vers un minimum local de la fonction de coût $I(X, W)$. Au cours de la phase de minimisation de chaque itération, l'algorithme détermine l'ensemble des référents W qui donnent, pour une fonction d'affectation fixée, le minimum global de $I(X^t, W)$. Ce minimum global n'est pas nécessaire pour la décroissance de la fonction de coût, il suffit de trouver pour X^t fixée W^{t-1} tel que :

$$I(X^t, W^t) \leq I(X^t, W^{t-1})$$

Pour obtenir cette décroissance, on utilise une simple méthode du gradient. La minimisation de $I(X^t, W)$ peut se faire par une méthode du gradient stochastique. A chaque itération, une seule observation z_i est présentée, elle entraîne la correction du référent $W_X(z_i)$ on utilise pour cette version stochastique le gradient partiel $2(W_X(z_i) - z_i)$ et l'on modifie le référent en appliquant la règle suivante:

$$w_{X(z_i)}^t = w_{X(z_i)}^{t-1} - 2\mu_t(w_{X(z_i)}^{t-1} - z_i)$$

Dans la formule, le pas du gradient μ_t décroît avec les itérations. Sur le plan algorithmique, la version stochastique se présente de la même manière que la version itérative. Pour cette version, on utilise l'expression 1.10 pour la minimisation de la fonction de coût $I(X, W)$

Annexe4 Les Ondelettes

La transformée en ondelettes continues

Une transformée en ondelettes est dite continue lorsque les paramètres structurels des fonctions utilisées (c'est-à-dire les translations et les dilatations) peuvent prendre n'importe quelle valeur de l'ensemble des réels \mathbb{R} (les dilatations doivent néanmoins être positives).

Soit $\phi(x)$ une ondelette mère de variable x , m_j le paramètre de translation et d_j le paramètre de dilatation. L'ondelette j de la famille d'ondelettes ayant pour paramètres m_j et d_j a pour expression :

$$\phi_j(x) = \frac{1}{\sqrt{d_j}} \phi\left(\frac{x \pm m_j}{d_j}\right) \quad (1)$$

Avec m_j appartient à \mathbb{R} et d_j appartient à \mathbb{R}^*_{+} .

On constitue ainsi une famille d'ondelettes engendrée à partir de l'ondelette mère.

On la note Ω . On a alors la définition suivante :

$$\Omega = \left\{ \frac{1}{\sqrt{d_j}} \phi\left(\frac{x \pm m_j}{d_j}\right), m_j \in \mathbb{R} \text{ et } d_j \in \mathbb{R}^*_{+} \right\}$$

La transformée en ondelettes discrète

Une transformée en ondelettes est dite discrète lorsque les valeurs des (translations et des dilatations) sont à valeurs discrètes (pas nécessairement entières).

Soit $\phi(x)$ une ondelette mère (qui peut être la même que celle utilisée pour la transformée continue).

Une famille Ω de fonctions obtenue à partir de ϕ peut être exprimée de la manière suivante :

$$\Omega(\alpha, \beta, x) = \left\{ \alpha^{m/2} \phi(\alpha^m x \pm n\beta), (m, n) \in \mathbb{Z}^2 \right\}$$

Où \mathbb{Z} est l'ensemble des entiers relatifs. Notons que α et β sont des paramètres réels fixes qui définissent, avec ϕ , la famille Ω : α détermine l'échelle des dilatations et β détermine le pas des translations. Une famille d'ondelettes est donc entièrement connue par la donnée du triplet (ϕ, α, β) .

Un membre de cette famille (c'est-à-dire une fonction) est désigné par le couple (m, n) . Pour cette raison, on désignera une ondelette de la famille de Ω ayant comme paramètres (m, n) par: $\phi_m, n(x)$.

Suivant la relation précédente, nous avons :

$$\phi_{m,n}(x) = \alpha^{m/2} (\alpha^m x \pm n\beta)$$

Qui peut être réécrite de la manière suivante :

$$\phi_{m,n}(x) = \alpha^{n/2} \phi\left(\frac{x \pm n\alpha^{\pm m}\beta}{\alpha^{\pm m}}\right)$$

Cette relation est la même que la première relation (1), qui donne l'expression d'une ondelette dans un contexte de transformée continue, avec :

$$\text{Translation : } m_j = n\alpha^{\pm m}\beta$$

$$\text{Dilatation : } d_j = \alpha^{\pm m}$$

Ces relations montrent que la translation dépend de la dilatation, alors que ces quantités sont indépendantes dans le cas de la transformée continue.

Concernant la transformée en ondelettes (DWT), les fonctions sont définies par un jeu d'indice appelé : coefficients des filtres en ondelettes.

Annexe 5 Le modèle ARMA

Les Modèles ARMA

Les modèles ARMA (Autoregressive Moving Average, ou en français, auto régressifs à moyenne ajustée) permettent de rendre compte du comportement d'un grand nombre de processus aléatoires stationnaires.

Les Modèles ARMA permettent d'approcher une série temporelle uni-variée ou multi-variée. Dans notre cas, nous appliquerons des techniques relatives aux séries temporelles uni-variées. On considère les températures mesurées comme un ensemble d'observations discret sur lequel nous développerons ces techniques.

$$x[n] = -\sum_{k=1}^p a[k]x[n-k] + \sum_{k=0}^q b[k]u[n-k] = \sum_{k=0}^{\infty} h[k]u[n-k]$$

Ce modèle ARMA est composé de deux processus: Le processus AR et le processus MA.

Lorsque les deux processus AR et MA sont présents, le modèle est un processus ARMA. Ainsi le modèle ARMA peut être considéré comme une sortie obtenue par le passage d'un bruit blanc à travers un filtre à p pôle et q zéros. Alors que les zéros du filtre peuvent être n'importe où dans le plan z en revanche les pôles doivent être dans le cercle unitaire de plan z.

Le modèle AR

Si tous les paramètres MA sont nuls, sauf le $b[0]=1$, alors le processus peut être décrit par :

$$x[n] = -\sum_{k=1}^p a[k]x[n-k] + u[n]$$

Un tel processus est appelé le modèle AR d'ordre p. Ce modèle est omnipolaire, ainsi ce procédé assume que chaque valeur de la série dépend de la somme pondérée des valeurs précédentes de la série et d'entrées.

Le modèle MA

Si tous les paramètres AR sont nuls, sauf $a[k]=1$, alors le processus peut être décrit:

$$x[n] = \sum_{k=1}^q b[k]u[n-k]$$

Un tel processus est appelé un modèle MA d'ordre q. Ce Procédé est un modèle tout à zéro. Ainsi, les procédés de MA peuvent être considérés comme la sortie d'un filtre tout-zéro et une entrée, qui est un processus de bruit blanc.

Méthodes d'estimation des paramètres AR

Comme nous l'avons expliqué avant, nous avons trois combinaisons de modèles, AR, MA, et ARMA. Chaque modèle a ses propres avantages et ses propres limitations. Outre les propriétés théoriques des estimateurs comme la cohérence, l'efficacité, etc.,... des questions pratiques comme la vitesse de calcul et la taille des données doivent également être pris en compte dans le choix d'une méthode appropriée pour le problème à traiter. Souvent, une méthode en conjonction avec les autres peut être exploitée pour obtenir un meilleur résultat. Ces méthodes d'estimation, en général, exigent que les données soient stationnaire et de moyenne nulle. En absence de ces caractéristiques statistiques, les résultats d'estimation peuvent être absurdes ou un problème de calcul peut être généré.

Différents algorithmes d'estimation des paramètres AR sont disponibles dans la littérature. Cette section présente une brève description des différents algorithmes d'estimation comme Yule Walker, Burg, covariance et covariance modifié.

La méthode Yule-Walker

La méthode Yule-Walker est l'une des méthodes les plus utilisées pour estimer les paramètres AR, en raison de son applicabilité à des enregistrements (des séries temporelles) de courte durée. Afin d'estimer le PSD, cette méthode utilise la fonction d'auto-corrélation pour résoudre le système d'équations d'Yule-Walker. Utilisant le signal à modéliser, une estimation biaisée de la fonction d'auto-corrélation est calculée et la méthode de minimisation d'erreur de prédiction à base de critère de moindres carrées est exploitée.

Les paramètres AR et la séquence d'auto-corrélation sont reliés par l'équation suivantes:

$$R_{xx}[m] = \begin{cases} -\sum_{k=1}^p a[k]R_{xx}[m-k] & m > 0 \\ \rho_w - \sum_{k=m}^q a[k]R_{xx}[-k] & m = 0 \\ R_{xx}^*[-m] & m < 0 \end{cases}$$

Où σ^2 est la variance et p représente l'ordre du modèle.

L'équation au-dessus est représentée sous forme de matrice:

$$\begin{bmatrix} R_{xx}(0) & R_{xx}(-1) & \dots & R_{xx}(-p) \\ R_{xx}(1) & R_{xx}(0) & \dots & R_{xx}(-p+1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{xx}(p) & R_{xx}(p-1) & \dots & R_{xx}(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ a[1] \\ \vdots \\ \vdots \\ a[p] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_w \\ 0 \\ \vdots \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

La résolution de l'équation matricielle qui relie les paramètres AR avec la séquence d'auto-corrélation, nous permettra de déduire les paramètres AR. Cette procédure d'estimation des paramètres AR est désignée comme la méthode de Yule-Walker.

La méthode de Burg

Utilisant l'algorithme de rétro propagation de l'erreur de prédiction, cette méthode s'appuie sur la minimisation de cette erreur de prédiction tout en satisfaisant la récurrence de Levinson-Durbin. Cette méthode estime directement les coefficients du modèle. La méthode de Burg se trouve particulièrement utile dans la résolution des sinusoïdes rapprochées en faible présence de bruit.

La méthode de covariance

Le modèle de covariance correspond à un modèle AR du signal élaboré en minimisant l'erreur de prédiction sur la base du critère des moindres carrés. Cette méthode peut générer des modèles instables.

La méthode de covariance modifiée

Bien que cette méthode soit similaire à la méthode précédente, elle s'appuie sur l'algorithme de rétro propagation de l'erreur de prédiction.

Méthodes d'estimations des paramètres MA

Les paramètres du modèle MA peuvent être estimés par une méthode couramment connue sous le nom de la méthode des moments. Ici les paramètres d'un modèle MA d'ordre q sont calculés en résolvant le système d'équations non-linéaires (qui est la fonction d'auto-corrélation d'un processus MA) suivant:

$$R_{xx}[m] = \begin{cases} 0 & m > q \\ \rho_w \sum_{k=m}^q b[k]b^*[k-m] \text{ Pour } & 0 \leq m \leq q \\ R_{xx}^*[-m] & m < 0 \end{cases}$$

Annexe 6 Les réseaux de neurones

Perceptron multi couches MLP

Le perceptron multi couches est, largement, le plus utilisé comme architecture neuronal. Un réseau de neurones sans couche cachée est uniquement capable de classifier les données linéairement séparables ou opérer une régression linéaire. En revanche, le perceptron multi couches non-linéaire comprend au moins trois couches: la première couche est appelée la couche d'entrée (le nombre de ses neurones correspond au nombre de variables explicatives d'une donnée). La dernière couche est la couche de sortie (le nombre de ses neurones correspond au nombre de variables explicatives d'une donnée de sortie). Une couche intermédiaire, appelée la couche cachée, c'est celle qui sépare la couche d'entrée de la couche de sortie. Son nombre de neurones définit le niveau de complexité du processus à modéliser (le niveau de fluctuation du processus). L'exemple suivant montre l'effet de nombre de neurones de la couche cachée M sur le modèle de régression :

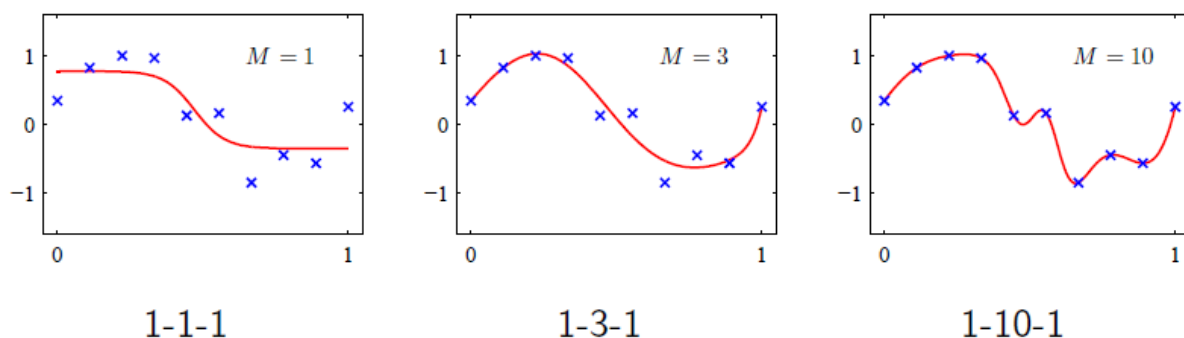


Fig47. Les modèles de régression

[Tiré de C. M. Bishop, Pattern Recognition and Machine Learning, Springer, 2006].

En outre, la couche d'entrée et la couche cachée contiennent un neurone supplémentaire, appelé le neurone biais. Ce neurone a une valeur fixe et joue le même rôle que l'ordonnée à l'origine des modèles de régression classiques. Normalement, chaque nœud d'une couche est relié avec tous les autres nœuds de la couche suivante par un paramètre appelé poids.

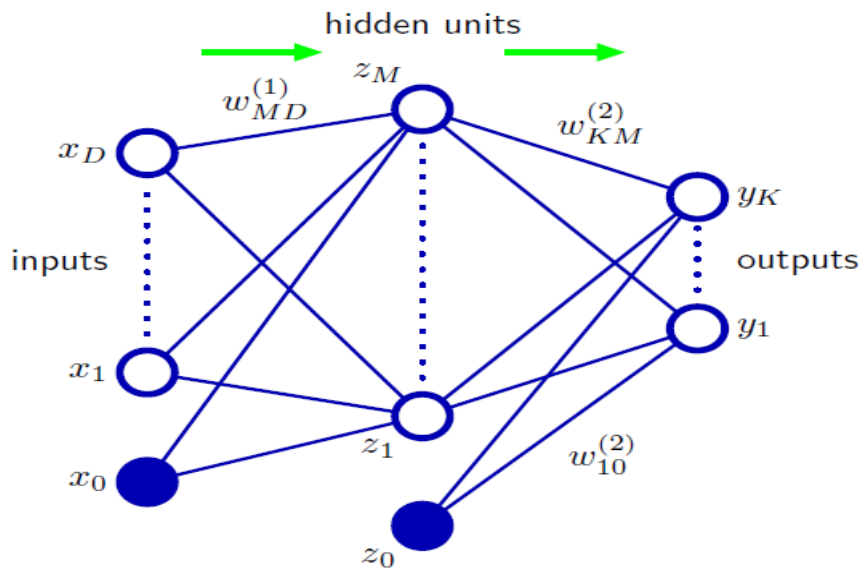


Fig48. Les différentes couches d'un réseau de neurones

[Tiré de C. M. Bishop, Pattern Recognition and Machine Learning, Springer, 2006].

Apprentissage des réseaux de neurones

Lors de l'initialisation, un poids est donné aléatoirement à chaque liaison et à chaque nœud des couches cachées et de sortie. L'ajustement de ces poids représente la clé du mécanisme d'apprentissage par le réseau de neurones.

Apprentissage supervisé

L'apprentissage des réseaux de neurones s'appuie sur des données labélisées, étiquetées. L'élaboration du modèle nécessite une séquence de données constituée de couples "vecteurs d'entrée, valeur de sortie désirée". Avec ce type d'apprentissage, les paramètres du modèle s'adaptent par comparaison entre le résultat estimé, en fonction des entrées fournies, et la réponse attendue en sortie appelée sortie désirée (l'observation mesurée). Ainsi, les poids synaptiques de réseau de neurones s'ajustent jusqu'à ce qu'il trouve la bonne sortie, c'est-à-dire celle attendue, correspondant à une entrée donnée.

Différents algorithmes d'apprentissage sont disponibles dans la littérature. Cette section présente une brève description des différents algorithmes d'estimation des poids du perceptron multicouche que nous désirons mettre en œuvre.

L'algorithme de rétro propagation

L'algorithme de rétro-propagation est le premier algorithme d'apprentissage mis en œuvre pour élaborer un réseau de neurones. Des algorithmes d'optimisation à base de gradient utilisent le même mécanisme de rétro-propagation d'erreur de prédiction, mais, avec des méthodes de mise à jour des poids différentes.

Cet algorithme de rétro propagation minimise la fonction de la somme des erreurs quadratiques:

$$E(w_{ij}^{(n)}) = \frac{1}{2} \sum_v \sum_j (desired_j - out_j^{(n)})^2$$

Où ‘‘desired’’ est la donnée désirée, ‘‘out’’ est la donnée calculée par le réseau de neurone.

Les poids du réseau de neurones sont ajustés grâce à une série de mises à jour et de rétro-propagations récursive du gradient.

Pour une fonction de transfert sigmoïde utilisée par les neurones de la couche cachée, les équations ci-dessous constituent l'algorithme basic de rétro-propagation.

$$delta_k^{(n)} = (desired_k - out_k^{(n)}) \cdot out_k^{(n)} \cdot (1 - out_k^{(n)})$$

Nous définissons l'erreur calculée au niveau de la couche de sortie, où n est l'index de la couche. On rétro propage cette erreur aux précédentes couches en utilisant la formule suivante:

$$delta_k^{(n)} = \left(\sum_k delta_k^{(n+1)} \cdot w_{lk}^{(n+1)} \right) \cdot out_k^{(n)} \cdot (1 - out_k^{(n)})$$

Où w_{kl} est le poids de connexion entre le $k^{ième}$ neurone de la $n^{ième}$ couche et le $l^{ième}$ neurone de la couche n+1. Donc chaque équation de mise à jour du poids peut être écrite de la manière suivante:

$$\Delta w_{kl}^{(n)} = \eta \sum_v delta_k^{(n)} \cdot out_j^{(n-1)}$$

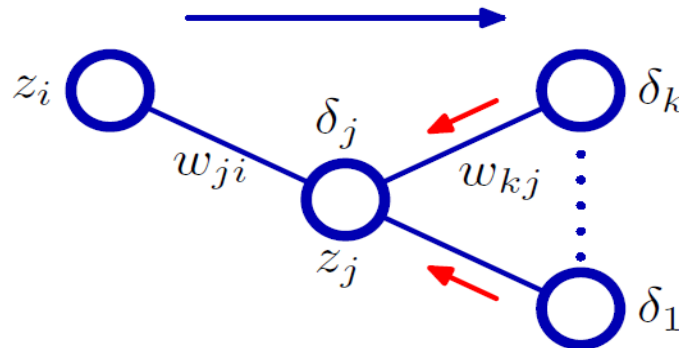


Fig49. Rétro-propagation du gradient

[Tiré de C. M. Bishop, Pattern Recognition and Machine Learning, Springer, 2006].

L'algorithme de RPROP (Rétro propagation résiliente)

La propagation résiliente (Riedmiller et Braun, 1993) est une version modifiée de l'algorithme de rétro propagation, elle ne prend en compte que le signe de la dérivée de l'erreur par rapport aux poids synaptique, mais non pas sa valeur :

$$\Delta w_{ij}(k) = \eta_{ij} \operatorname{sgn} \left(\frac{\partial E(k)}{\partial w_{ij}(k)} \right)$$

Le taux d'apprentissage η est ajusté pour chaque poids dans chaque cycle d'apprentissage du modèle, si le signe de la dérivée d'erreur par rapport aux poids w_i ne change pas entre deux cycles successifs.

$$\eta_{ij}(k) = \min(a\eta_{ij}(k-1), \eta_{\max})$$

Où a et b sont des constants, $a=1,2$ et $b=0,5$.

Dans le cas où cette dérivée d'erreur change de signe entre deux cycles successifs, alors:

$$\eta_{ij}(k) = \max(a\eta_{ij}(k-1), \eta_{\min})$$

Et dans le cas où la dérivée d'erreur par rapport aux poids est nulle pour deux cycles d'apprentissage successifs:

$$\eta_{ij}(k) = \eta_{ij}(k-1)$$

Le taux d'apprentissage η augmente, si la dérivée d'erreur par rapport aux poids du modèle ne change pas de signe entre deux cycles d'apprentissage successifs. Sinon la valeur de la dérivée diminue. Du fait que la valeur de gradient ne soit pas prise en compte, le processus d'apprentissage est beaucoup plus rapide.

L'algorithme de Levenberg-Marquardt

L'algorithme de Levenberg-Marquardt est la méthode la plus rapide pour apprendre les réseaux de neurones de taille moyenne. Cette méthode repose sur la formule de mise à jour suivante :

$$w_{i+1} = w_i \pm (H + \lambda I)^{-1} \nabla E(w_i)$$

Où $H = \nabla^2 E(w_i)$ est la matrice Hessien et $\nabla E(w_i)$ est la matrice Jacobien et λ est le pas. Pour de petites valeurs du pas, la méthode de Levenberg-Marquardt s'approche de celle de Newton. Inversement, pour de grandes valeurs de λ , l'algorithme Levenberg-Marquardt est équivalent à l'application de la règle du gradient simple avec un pas de $1/\lambda$.

Le remplacement de la matrice identité par la diagonal du Hessien nous conduit à la formule définitive de mise à jour :

$$w_{i+1} = w_i \pm (H + \lambda \text{diag}[H])^{\pm 1} \nabla E(w_i)$$

L'inconvénient majeur de cette méthode est la nécessité d'une taille mémoire considérable.

Les fonctions d'activation

Un réseau de neurones est un ensemble de neurones interconnectés, chaque neurone est muni d'une fonction appelée fonction d'activation ou fonction de transfert.

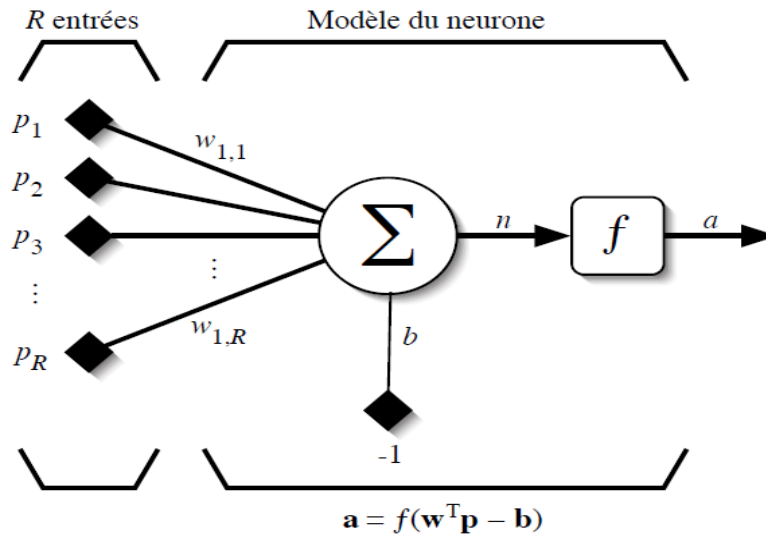


Fig50. La fonction d'activation

La propriété d'approximation de la fonction physique à modéliser par le réseau de neurones dépend du choix de la fonction d'activation. Par conséquent, le choix de cette fonction d'activation joue un rôle majeur dans la mise en œuvre du modèle. On retrouve dans la littérature plusieurs fonctions d'activation, nous nous intéressons à quelques fonctions citées ci-dessous :

La fonction sigmoïde

La fonction d'activation sigmoïde définie par $\phi(v) = \frac{1}{1 + e^{\pm v}}$ est une fonction dérivable, cela est important pour l'apprentissage. En terme pratique, l'utilisation de cette fonction permet d'optimiser la puissance de calcul et minimiser le temps d'estimation des paramètres du modèle. La fonction sigmoïde est souvent exploitée avec un apprentissage fondé sur l'algorithme de rétro propagation.

La fonction tangente hyperbolique

Comme la précédente fonction, la fonction tangente hyperbolique définie par

$$\phi(v) = \frac{\sinh(v)}{\cosh(v)} = \frac{e^v \pm e^{\pm v}}{e^v + e^{\pm v}}$$
 est une fonction dérivable et sa sortie est comprise entre -1 et 1.

Les deux fonctions, tangente hyperbolique et sigmoïde, sont les plus utilisées parmi les fonctions d'activation, compte tenu de la rapidité du calcul de leurs dérivées. De plus, la forme de leurs courbes

contient une région linéaire qui en fait les fonctions les plus appropriées pour régulariser le réseau en utilisant des poids synaptiques décroissants.

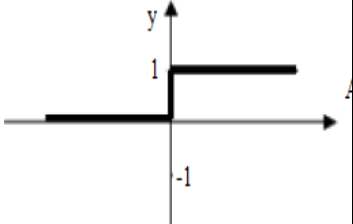
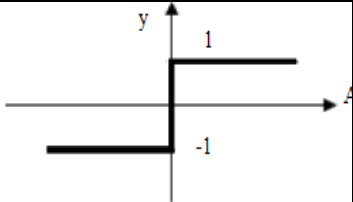
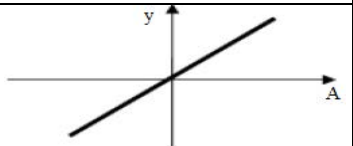
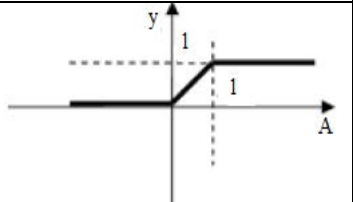
La fonction gaussienne

La fonction gaussienne définie par $\phi(v) = e^{\pm v^2}$

La fonction de base radiale

La fonction de base radiale définie par $\phi_i(v) = e^{-\frac{\|v-m_i\|^2}{2s_i^2}}$ consiste en une fonction gaussienne centrée sur m_i avec une influence locale paramétrée par s_i .

Le tableau ci-dessous résume quelques fonctions d’activation utilisées pour les réseaux de neurones :

La catégorie de la fonction	Nom de la fonction d’activation	Relation d’entrée / sortie	Tracer de la fonction
Seuil	Binaire	$y = 0 \quad \text{si} \quad A < 0$ $y = 1 \quad \text{si} \quad A \geq 0$	
Seuil symétrique	Signe	$y = -1 \quad \text{si} \quad A < 0$ $y = 1 \quad \text{si} \quad A \geq 0$	
	Identité	$y = A$	
	Saturée positif	$y = 0 \quad \text{si} \quad A < 0$ $y = 1 \quad \text{si} \quad A \geq 1$	

Linéaire		$y = A$ autrement	
	Saturée symétrique	$y = -1$ si $A < -1$ $y = A$ si $-1 \leq A \leq 1$ $y = 1$ si $A > 1$	
	Linéaire positive	$y = 0$ si $A < 0$ $y = n$ si $A \geq 0$	
Non-linéaire	Sigmoïde	$y = \frac{1}{1 + e^{-A}}$	
	Tangente hyperbolique	$y = \frac{e^A - e^{-A}}{e^A + e^{-A}}$	
	Gaussienne	$y = e^{\pm A^2}$	
	Compétitive	$y = 1$ si A est maximum $y = 0$ autrement	

Annexe 7 Les cartes auto-organisatrices

L'algorithme des cartes auto-organisatrices, appelés les cartes de Kohonen, est une extension des K-moyennes. En 1981, T.Kohonen a introduit pour la première fois les cartes topologiques. Ce modèle consiste à projeter les observations multidimensionnelles (D dans \mathbb{R}^n) sur une carte C qui est un espace discret de faible dimension (généralement 1,2 ou 3). La projection des données à traiter doit conserver la topologie de la carte, donc deux neurones c et r qui sont voisins par rapport à la topologie discrète de la carte doivent être associés à deux vecteurs référents w_c et w_r proches selon une métrique euclidienne sur D .

L'algorithme d'apprentissage s'appuie sur une fonction de coût à minimiser notée J_{som}^T définie par l'expression :

$$J_{som}^T(X, W) = \sum_{z_i \in A} \sum_{c \in C} K^T(\delta(c, X(z_i))) \|z_i - w_c\|^2 \quad 1.11$$

Cette fonction représente une famille de fonctions coûts paramétrée par le paramètre T .

Comme nous l'avons précisé avant, la fonction de coût est une extension de la fonction de coût de l'algorithme des K-moyennes, dans laquelle la distance euclidienne d'une observation z à son référent $w_{x(z)}$ est remplacée par une distance pondérée, notée d_T ,

$$d_T(z_i, w_{X(z_i)}) = \sum_{c \in C} K^T(\delta(c, X(z_i))) \|z_i - w_c\|^2 \quad 1.12$$

On observe que la distance entre z et $w_{X(z)}$ relativement à la distance d_T est une somme pondérée de la distance euclidienne de z à tous les vecteurs référents w_c du voisinage d'influence du neurone $X(z)$.

Interprétation de l'ordre Topologique

La décomposition de la fonction de coût J_{som}^T (1.11), qui est paramétrée par le paramètre T , permet de mettre son expression sous la forme suivante [10] :

$$\begin{aligned} J_{som}^T(X, W) &= \left[\sum_c \sum_{r \neq c} \sum_{z_i \in Pr} K_T(\delta(c, r)) \|z_i - w_r\|^2 \right] + \left[K^T(\delta(c, c)) \sum_c \sum_{z_i \in Pc} \|z_i - w_c\|^2 \right] \\ &= \frac{1}{2} \sum_c \sum_{r \neq c} K^T(\delta(c, r)) \left[\sum_{z_i \in Pr} \|z_i - w_c\|^2 + \sum_{z_i \in Pc} \|z_i - w_r\|^2 \right] \\ &\quad + K^T(\delta(c, c)) \sum_c \sum_{z_i \in Pc} I_c \quad (1.13) \end{aligned}$$

La fonction de coût est composée de deux termes. La minimisation du premier terme permet de rapprocher les partitions correspondant à deux neurones voisins sur la carte, afin de conserver l'ordre topologique entre les différentes partitions. En effet, si c et r sont voisins sur la carte, $\delta(c, r)$ est alors petit et dans ce cas $K'(\delta(c, r))$ est grand ; la minimisation du premier terme aura pour effet de réduire davantage le terme qui le multiplie :

$$\sum_{z_i \in P_r} \|z_i - w_c\|^2 + \sum_{z_i \in P_c} \|z_i - w_r\|^2$$

La minimisation du second terme correspond à la minimisation de l'inertie I_c des observations captées par le référent w_c donc appartenant au sous ensemble P_c . Minimiser ce terme revient à l'algorithme des K-moyennes.

On remarque que pour des différentes valeurs de température T chacun des termes aura une importance relative dans la minimisation. Le premier terme est prépondérant, pour des grandes valeurs de température T . Par conséquence, la conservation de la topologie de la carte est prioritaire. Plus T est petit, plus le second terme est pris en considération. Ainsi, la priorité est donnée à la détermination de référents représentant des sous-ensembles compacts. Il s'agit exactement dans ce cas de l'algorithme des K-moyennes. Pour conclure, il est donc possible de dire que les cartes auto-organisatrices permettent d'obtenir une solution régularisée de l'algorithme des K-moyennes : la régularisation étant obtenue grâce à la contrainte d'ordre sur les indices.

Algorithme d'apprentissage des cartes auto-organisatrices

Apprentissage des cartes topologiques par l'algorithme Batch de Kohonen

L'apprentissage des cartes topologiques consiste à minimiser la fonction coût $J_{som}^T(X, W)$ afin de déterminer les paramètres du modèle. La méthode Batch de Kohonen la fonction coût $J_{som}^T(X, W)$ à T fixe. Il s'agit de la méthode qui utilise le formalisme des nuées dynamiques. Elle est très proche de celle qui a été présentée pour l'algorithme des K-moyennes. La minimisation de la fonction coût J_{som}^T pour une valeur de T fixée, est donc réalisée comme dans le cas de l'algorithme des K-moyennes, par itérations successives, chacune se décomposant en deux phases :

Phase d'affectation : Cette phase minimise la fonction $J_{som}^T(X, W)$ par rapport à la fonction d'affectation X en supposant l'ensemble des référents fixé à la valeur courante. Les relations (1.11) et (1.12) montrent que l'affectation qui minimise J_{som}^T pour W fixé est celle définie pour chaque observation z par :

$$X_T(z) = \arg \min_{r \in C} d_T(z, w_r) \quad 1.14$$

Cette phase permet de définir une fonction d'affectation et une partition de l'espace de données D.

Phase de minimisation : il s'agit maintenant de minimiser la fonction coût (la quantité J_{som}^T) par rapport à l'ensemble des référents W , en supposant que X_T est fixée à la valeur courante. Donc pour une fonction d'affectation choisie X_T , la fonction coût J_{som}^T est quadratique par rapport à W . Par conséquent, J_{som}^T admet un minimum unique atteint par $\frac{\partial J_{som}^T}{\partial W} = 0$.

L'ensemble des vecteurs référents est mis à jour par le calcul de:

$$w_c^T = \frac{\sum_{r \in C} K^T(\partial(c, r)) Z_r}{\sum_{r \in C} K^T(\partial(c, r)) n_r} \quad 1.15$$

Où $Z_r = \sum_{\substack{z_i \in A \\ X(z_i) = r}} z_i$

Z_r représente la somme de toutes les observations de l'ensemble d'apprentissage A qui ont été captées par le neurone r grâce à la fonction d'affectation X_T . Le référent w_c^T ainsi calculé représente le barycentre des vecteurs moyens $\frac{Z_r}{n_r}$ des sous ensembles P_r (les partitions).

Chaque barycentre est pondéré par la valeur $K^T(\partial(c, r)) n_r$.

L'algorithme "Batch" des cartes auto-organisatrices se présente de la manière suivante.

Les étapes de l'algorithme "Batch" à T fixé

1. Initialisation

$t=0$, choisir un système (un ensemble) de référents initiaux W^0 et le nombre d'itération N_{iter}

2. Etape itérative

A l'itération t on suppose connu W^{t-1} et la fonction d'affectation X^{t-1} calculée à l'itération $t-1$.

Phase d'affectation

Prendre comme nouvelle fonction d'affectation X_t celle qui minimise J_{som}^T par rapport à X et W_{t-1} fixé, cette fonction est définie par l'expression 1.14

Phase de minimisation

La fonction de minimisation X_t étant fixée, choisir le système de référents qui minimise la fonction $J_{som}^T(X, W)$ d'après ce qui précède chaque référent w_i^t est calculé par l'expression 1.15

3. Répéter l'étape itérative jusqu'à atteindre N_{iter} ou une stabilisation de $J_{som}^T(X, W)$

L'algorithme dit "Batch" de Kohonen est la version modifiée de celle-ci. Il consiste à décroître le paramètre T au cours des itérations, ce qui revient à décroître l'influence de voisinage des cellules au cours des itérations.

Les étapes de l'algorithme "Batch" à T variable

1. Phase d'initialisation : commencer l'apprentissage avec l'algorithme Batch pour la valeur $T=T_{max}$, $t=0$ Choisir le système de référents initiaux W_0 et le nombre d'itérations N_{iter} .

2. Etape itérative (itération t)

L'ensemble des référents W^{t-1} de l'étape précédente est connu, calculer la nouvelle valeur de T en appliquant la formule 1.2

Pour cette valeur estimée du paramètre T , exécuter les deux phases de l'algorithme de Batch :

Phase d'affectation : mise à jour de la fonction d'affectation X_T^t associée à W^{t-1} . On affecte chaque observation z_i au référent défini par l'expression 1.14

Phase de minimisation : une fois l'affectation effectuée avec la nouvelle fonction X_T^t , cette phase s'appuie sur la formule (1.14) pour mettre à jours le système de référents et déterminer W^t

3. Répéter l'étape itérative jusqu'à $t \geq N_{iter}$ ou atteindre $T=T_{min}$

L'algorithme d'apprentissage classique de Kohonen (Une méthode stochastique)

Comme nous avons présenté la version stochastique de l'algorithme des K-moyennes, dans le chapitre précédent, nous présentons l'algorithme classique de Kohonen pour les cartes topologiques. Pour une fonction d'affectation X donnée, atteindre le minimum global lors de la phase de minimisation de la fonction de coût $J_{som}^T(X, W)$ n'est pas obligatoire, il suffit de faire décroître la valeur de cette fonction de coût afin d'estimer le système de référents W . Par conséquent, la relation (1.15) peut être remplacée par une méthode de gradient. Cette version du gradient stochastique consiste à mettre à jour le système de référents à chaque observation z_i présentée.

$$w_c^t = w_c^{t-1} - \mu^t K^T(\delta(c, X_t(z_i))(w_c^{t-1} - z_i)) \quad 1.16$$

Où μ^t représente un paramètre d'adaptation, appelé "pas" qui décroît en fonction du temps t .

L'algorithme stochastique de Kohonen s'appuie sur la fonction d'affectation X utilisée pour l'algorithme d'apprentissage des K-moyennes.

$$X(z) = \arg \min_c \|z - w_c\|$$

Afin de simplifier le calcul, on affecte l'observation mesurée à l'instant t au plus proche référent au sens de la distance euclidienne au lieu d'utiliser la distance généralisée d_T .

Les algorithmes de carte topologique sont développés dans le domaine des réseaux de neurones (les équipes travaillant sur les réseaux de neurones). Pour cela, les cartes auto-organisatrices sont représentées graphiquement par une architecture neuronale et des poids synaptiques attachées à chaque neurone. Ce sont ces poids qui constituent les paramètres du modèle neuronal et qu'il faut estimer à l'aide de l'ensemble d'apprentissage A .

L'architecture des cartes topologiques

L'architecture des cartes auto-organisatrices est constituée par la carte et les référents sous la forme d'un réseau comportant deux couches.

La couche d'entrée : elle comporte n neurones (n étant le nombre de variables caractérisant les observations à classer)

La couche de sortie : elle est formée de treillis des neurones qui forme la carte. Chaque neurone est connecté à tous les neurones que comporte la couche d'entrée.

Le vecteur référent w_c est le vecteur de poids associé au neurone c . En s'appuyant sur le calcul de la distance d , chaque neurone de la carte sur la couche de sortie "c" estime son état par rapport à une observation présentée à la couche d'entrée " z_i ".

$$d(z_i, w_c) = \|z_i - w_c\|^2$$

Dans les deux versions de l'algorithme de Kohonen (expliquées dans le paragraphe précédent), on utilise la même architecture des cartes auto-organisatrices.

Carte auto-organisatrice probabiliste

Afin d'avoir un modèle probabiliste avec les cartes de Kohonen, nous devons étendre le formalisme que nous venons de présenter. Généralement, les méthodes de classification automatique cherchent à approximer la densité $p(z)$ des observations à regrouper. Ainsi nous savons que l'algorithme

d'apprentissage des K-moyennes (D dans R^n), cherche à approximer $p(z)$ sous hypothèse que $p(z)$ est un mélange de K lois normales particulières, c'est-à-dire, il fait l'hypothèse implicite que

$$p(z) = \sum_{c=1}^p p(c) f_c(z) \quad (1.17)$$

$$\text{Où} \quad \sum_{c=1}^p p(c) = 1 \quad \text{et} \quad f_c(z) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \sigma^n} \exp\left(-\frac{\|z - w_c\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1.18)$$

Dans cette expression, on suppose que toutes les lois normales f_c aient le même écart type σ . Il s'agit donc d'une loi hyper sphérique de même rayon dont les moyennes sont les vecteurs référents w_c . Ainsi, f_c est une fonction qui permet de générer des points ayant une répartition sphérique autour de vecteur moyen w_c . Dans le mélange considéré, la probabilité $p(c)$ représente la probabilité a priori de prendre la fonction f_c comme la fonction génératrice.

L'algorithme d'apprentissage de Kohonen minimise une fonction de coût qui correspond à l'apprentissage des K-moyennes régularisé par un terme conservant la topologie de la carte. Quant la température de la carte tend vers zéro, l'algorithme d'apprentissage de Kohonen tend vers l'algorithme d'apprentissage des K-moyennes. Par conséquent, l'algorithme de Kohonen peut s'interpréter d'une manière probabiliste puisque lorsque la température T devient suffisamment petite, il cherche à modéliser la densité sous-jacente des observations avec des contraintes et des hypothèses implicites fortes. Une modélisation plus complexe permettra de mettre en œuvre un modèle de carte auto-organisatrice qui conserve les propriétés mais s'interprète comme un mélange de mélange local de loi de probabilités permettant d'approximer les densités sous-jacentes des observations.

Le Modèle probabiliste

Afin de mettre en œuvre un modèle probabiliste, une fonction densité $f_c(z)$ doit être associée à chaque neurone c de la carte auto-organisatrice.

$$f_c(z) = p(z / \theta_c)$$

Où θ_c sont les paramètres de la fonction densité

Le formalisme bayésienne, introduit par Luttrel, est utilisé afin de définir le mélange de densités des cartes auto-organisatrices. Il consiste à dupliquer la carte topologique C afin d'avoir deux cartes ayant la même taille et munies de la même topologie notées C_1 et C_2 . Ainsi, le modèle aura une architecture d'un réseau de neurones à trois couches :

- La couche d'entrée comporte un nombre de neurones correspondant aux nombre de variables qui caractérisent les observations.
- Les deux autres couches sont formées de deux cartes auto-organisatrices similaires C_1 et C_2 .

Ce réseau de neurones permet de modéliser les différentes étapes de propagation de l'information entre les différents neurones $c_1 \in C_1$ et $c_2 \in C_2$.

La première étape de propagation attribue à une observation z une cellule c_1 de C_1 à une cellule c_2 avec une probabilité $p(c_1/z)$. La seconde étape attribue à toute cellule c_1 de C_1 une cellule c_2 de C_2 avec la probabilité $p(c_2/c_1)$.

On suppose que le processus de propagation et de rétro-propagation est un processus markovienne, afin de simplifier l'estimation des probabilités :

$$p(z/c_1, c_2) = p(z/c_1) \text{ et } p(c_2/c_1, z) = p(c_2/c_1)$$

De ce qui précède on a :

$$\begin{aligned} p(z) &= \sum_{c_1, c_2} p(c_1, c_2, z) \\ &= \sum_{c_1, c_2} p(z/c_1) p(c_1/c_2) p(c_2) \\ &= \sum_{c_2 \in C_2} p(c_2) p_{c_2}(z) \end{aligned} \quad (1.19)$$

$$p_{c_2}(z) = p(z/c_2) = \sum_{c_1 \in C_1} p(c_1/c_2) p(z/c_1) \quad (1.20)$$

Ainsi, $p(z)$ apparait comme un mélange des probabilités $p_{c_2}(z)$. L'observation z s'obtient dans un premier temps par la sélection de c_2 de C_2 puis de c_1 de C_1 ensuite par la sélection de l'observation z parmi les données du sous-échantillon avec la probabilité $p(z/c_1)$.

Les coefficients du mélange sont les probabilités $p(c_2)$ et les fonctions de densités relatives à chaque élément du mélange qui sont données par $p_{c_2}(z)$.

Ainsi, connaissant la fonction de densité $p(z/c_1)$ associée au neurone c_1 de C_1 et sa propre probabilité d'activation $p(c_1/c_2)$, nous pouvons estimer $p(z)$

Afin d'introduire la notion de voisinage, qui est une contrainte propre aux cartes auto-organisatrices, nous supposons que le neurone c_2 de la deuxième couche C_2 est d'autant plus active qu'il est proche

du neurone choisi sur la première couche C_1 . Ainsi, la probabilité $p(c_1/c_2)$ est définie en fonction e la fonction de voisinage :

$$p(c_1 / c_2) = \frac{K^T(\delta(c_1, c_2))}{T_{c_2}} \quad (1.21)$$

$$\text{Où } T_{c_2} = \sum_{r=C_1} K^T(\delta(r / c_2)) \text{ est le terme normalisateur}$$

Afin de définir complètement $p(z)$, il reste à définir les coefficients du mélange $p(c_2)$ et les paramètres de la densité $p(z/c_1)$. Ce formalisme est introduit par [9] appelé le modèle PRSOM. C'est un modèle qui généralise le modèle classique des cartes topologiques défini par Kohonen et qui permet d'obtenir une quantification de l'espace de données mais aussi une estimation des densités locales.

Jusqu'à présent, nous avons présenté les aspects théoriques et algorithmes des cartes auto-organisatrices. Nous allons maintenant illustrer leur mise en pratique sur nos données. Dans un premier temps, nous exploiterons les cartes de Kohonen pour faire de clustring des différents segments de notre base de données. Dans un second temps, nous utiliserons les cartes de Kohonen à des fins de classification.

